

# OTOMASI KLASIFIKASI AWAN CITRA SATELIT MTSAT DENGAN PENDEKATAN *FUZZY LOGIC*

Nardi<sup>1</sup>, Nazori AZ<sup>2</sup>

Magister Ilmu Komputer Program Pascasarjana Universitas Budi Luhur  
<sup>1</sup>Namet\_sti@yahoo.com, <sup>2</sup>nazori@budiluhur.ac.id

## ABSTRAK

Pada penelitian ini diterapkan metode pengelompokan (*clustering*) untuk menentukan jenis awan dengan menggunakan data satelit GMS. Data ini diperoleh dari stasiun bumi satelit cuaca MTSAT. Sebagai data masukan adalah harga-harga tingkat keabuan citra satelit visible dan citra satelit infrared. Pada satelit GMS pengukuran citra satelit visible tingkat keabuan kanal gelombang tampak berkaitan dengan albedo, sedang kanal ini infrared berkaitan dengan suhu dari obyek (awan). Kedua besaran tersebut masing-masing dijadikan absis dan ordinat dari suatu ordinat kartesian yang kemudian dilakukan analisis dengan metode pengelompokan pada koordinat ini. Algoritma metode pengelompokan didasarkan pada fungsi jarak untuk menentukan keanggotaan suatu kelompok. Dengan menggunakan pendekatan logika keabuan dan analisis diskriminasi dari *texture* dan kecerahan dari awan dapat memperoleh hubungan antara tingkat keabuan dan jenis awan. Setelah diadakan pengelompokan data yang mempunyai sifat sama dan dengan menggunakan hasil penelitian dapat ditentukan jenis-jenis awan menurut sifat dari citra satelit. Daerah yang dijadikan obyek penelitian disini adalah daerah Padang (daerah 1), Surabaya (daerah 2), Manado (daerah 3), dan Makassar (daerah 4). Karena didaerah tersebut telah dipasang radar cuaca sebagai perbandingan hasil penelitian pada waktu yang bersamaan.

**Kata kunci** : Awan, *Fuzzy Logic*, MTSAT, satelit, Pengelompokan.

## 1. Pendahuluan

Penginderaan Jauh adalah teknik atau seni untuk mengakuisisi data/informasi tentang suatu obyek atau fenomena tanpa melakukan kontak fisik langsung (dengan menggunakan sensor atau instrumen). Contoh dari penginderaan jauh antara lain satelit pengamatan bumi, satelit cuaca, memonitor janin dengan ultrasonik dan wahana luar angkasa yang memantau planet dari orbit.

Untuk menganalisis citra jarak jauh selain dilakukan secara *visual* juga dilakukan secara digital untuk mendapatkan informasi sistematis.

Secara umum manusia melakukan peramatan awan tanpa menggunakan bantuan alat dan dengan mata telanjang langsung melakukan peramatan jumlah liputan awan, tinggi dasar awan, jenis awan, tinggi puncak awan. Untuk keperluan

lokal hal tersebut sudah mencukupi tapi adakalanya diperlukan kemampuan melihat liputan awan dengan jangkauan pandang yang lebih luas untuk menganalisis kondisi regional yang mungkin berpengaruh. Penggunaan satelit untuk peramatan cuaca dimulai pada tanggal 1 April 1960 dengan peluncuran TIROS 1 (*Television and Infra-Red Observation Satellite*). Semenjak itu banyak satelit dengan kemampuan dan kenyamanan yang lebih ditingkatkan. Diluncurkannya Satelit MTSAT dapat mengamati awan dari jarak jauh dan dalam waktu yang bersamaan dalam wilayah yang sangat luas. Sifatnya pasif hanya menerima radiasi benda yang di amati.

Sedangkan Radar Cuaca mengamati awan, hujan, angin dan pergerakannya sejauh kemampuan radar, berdasarkan power transmitter yang dipancarkan. Sifatnya aktif yaitu memancarkan gelombang radio dan

menerima pantulan gelombang dari obyek yang diamati.

Kedua INDRAJA (pengindraan jarak jauh) ini memiliki cara pengamatan yang berbeda dan jangkauan yang berbeda pula.

Citra cuaca dari satelit MTSAT berupa citra *grayscale* yang analisisnya adalah dengan melihat pengelompokan pola warna sehingga terdapat penyimpangan. Pada penelitian ini yaitu menganalisis citra satelit MTSAT sehingga menghasilkan informasi untuk menetapkan keputusan pengenalan pola (*pattern recognition*) menggunakan *fuzzy logic*.

Pengenalan pola disini adalah mengelompokkan data simbolik berupa pola gambar warna dalam hal ini adalah citra yang berasal dari satelit MTSAT menjadi data numerik yang akan dikelompokkan dan dianalisis menjadi data awan.

Awan-awan yang terlihat dari satelit dapat diklasifikasikan menjadi 5 (lima), yaitu : tidak ada awan sama sekali (clear), awan tinggi, awan menengah, awan rendah, awan cumulonimbus.

**2. Tinjauan Pustaka**

Awan adalah gabungan dari *droplet-droplet* kecil dengan jumlah order 100 per cm<sup>3</sup> yang mempunyai jari-jari 10 μm. *Presipitasi* (hujan) terjadi jika populasi awan menjadi labil dan beberapa *droplet* tumbuh membesar [1].

Dalam identifikasi jenis awan berdasarkan pengamatan satelit, jenis awan digolongkan menjadi 7 kelompok, yaitu : Ci (awan tinggi), Cm (awan menengah), St (*stratus/fog*), Cb (*cumulonimbus*), Cg (*cumulus congestus*), Cu (*cumulus*), dan Sc (*stratocumulus*).

Tabel 1. Jenis awan yang dapat diidentifikasi dari pengamatan satelit meteorologi dan simbolnya.

Cloud Tipe Identified	Symbols Used
High Level Cloud	Ci
Middle Level Cloud	Cm
Stratocumulus	Sc
Stratus / Fog	St
Cumulus	Cu
Cumulus Congestus	Cg
Cumulonimbos	Cb

Tabel 2. Bentuk-bentuk awan dari pengamatan permukaan dan simbolnya

Level	Cloud Forms Observed From Ground	Symbol
High	Cirrus	Ci
	Cirrocumulus	Cc
	Cirrustratus	Cs
Middle	Alto cumulus	Ac
	Altostratus	As
	Nimbostratus	Ns
Low	Stratocumulus	Sc
	Stratus	St
	Cumulus	Cu
	Cumulonimbus	Cb

Tabel 3. Klasifikasi jenis awan dengan citra satelit

Tipe Awan	Klasifikasi	
Level Awan Tinggi (Ci)	Stratiform Clouds	Awan Tinggi
Level Awan Menengah (Cm)		Awan Menengah
Stratus / Fog (St)		Awan Rendah
Stratocumulus (Sc)		
Cumulus (Cu)		
Cumulus Congestus (Cg)	Convective Clouds	
Cumulonimbus (Cb)		

Jenis awan yang dikelompokkan sebagai awan-awan *stratiform*: Ci, Cm, St; sedangkan kelompok awan-awan *konvektif*: Cb, Cg, Cu; adapun Sc adalah bentuk peralihan keduanya yaitu memiliki karakteristik awan *stratiform* dan *konvektif*.

Logika *fuzzy* adalah suatu cara yang tepat untuk memetakan suatu ruang *input* kedalam suatu ruang *output*, mempunyai nilai kontinyu. *Fuzzy* dinyatakan dalam derajat dari suatu keanggotaan dan derajat dari kebenaran. Oleh sebab itu sesuatu dapat dikatakan sebagian benar dan sebagian salah pada waktu yang sama [2].

*Fuzzy clustering* adalah salah satu teknik untuk menentukan *cluster* optimal dalam suatu ruang *vektor* yang didasarkan pada bentuk normal *euclidian* untuk jarak antar vektor. *Fuzzy clustering* sangat berguna bagi pemodelan *fuzzy* terutama dalam mengidentifikasi aturan-aturan *fuzzy*. Metode *clustering* merupakan

pengelompokan data beserta parameternya dalam kelompok-kelompok sesuai kecenderungan sifat dari masing-masing data tersebut (kesamaan sifat).

Ada beberapa algoritma *clustering* data, salah satu diantaranya adalah *Fuzzy C-Means*. *Fuzzy C-Means* adalah suatu teknik *peng-cluster-an* yang mana keberadaannya tiap-tiap titik data dalam suatu *cluster* ditentukan oleh derajat keanggotaan. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981.

Konsep dari *Fuzzy C-Means* 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 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 minimasi fungsi obyektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan kepusat *cluster* yang terbobot oleh derajat keanggotaan titik data tersebut.

*Output* dari *Fuzzy C-Means* merupakan deretan pusat *cluster* dan beberapa derajat keanggotaan untuk tiap-tiap titik data. Informasi ini dapat digunakan untuk membangun suatu *fuzzy inference system*.

Algoritma *Fuzzy C-Means* adalah sebagai berikut:

1. *Input* data yang akan dicluster X, berupa matriks berukuran n x m (n=jumlah sample data, m=atribut setiap data).  $X_{ij}$ =data sample ke i (i=1,2,...,n), atribut ke-j (j=1,2,...,m).
2. Tentukan:
  - o Jumlah *cluster* = c;
  - o Pangkat = w;
  - o Maksimum iterasi = MaxIter;
  - o Error terkecil yang diharapkan =  $\zeta$
  - o Fungsi obyektif awal =  $P_0 = 0$ ;
  - o Iterasi awal = t = 1;
3. Bangkitkan nilai acak  $\mu_{ik}$ , i=1,2,...,n; k=1,2,...,c; sebagai elemen-elemen matriks partisi awal u.

$\mu_{ik}$  adalah derajat keanggotaan yang merujuk pada seberapa besar kemungkinan suatu data bisa menjadi anggota ke dalam suatu *cluster*. Posisi dan nilai matriks dibangun secara random. Dimana nilai keanggotaan terletak pada interval 0 sampai dengan 1. Pada posisi awal matriks partisi U masih belum akurat begitu juga pusat *cluster* nya. Sehingga kecenderungan data untuk masuk suatu *cluster* juga belum akurat.

Hitung jumlah setiap kolom (atribut)

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

$Q_j$  adalah jumlah nilai derajat keanggotaan perkolom = 1 dengan j=1,2,...,m

Hitung:

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

4. Hitung pusat *Cluster* ke-k:  $V_{kj}$ , dengan k=1,2,...,c; dan j=1,2,...,m.

$$V_{ki} = \frac{\sum_{j=1}^m (\mu_{ik})^w * X_{ij}}{\sum_{j=1}^m (\mu_{ik})^w}$$

5. Hitung fungsi obyektif pada iterasi ke-t,  $P_t$ .

Fungsi obyektif digunakan sebagai syarat perulangan untuk mendapatkan pusat *cluster* yang tepat. Sehingga diperoleh kecenderungan data untuk masuk ke *cluster* mana pada *step* akhir.

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

6. Hitung perubahan matriks partisi:

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

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

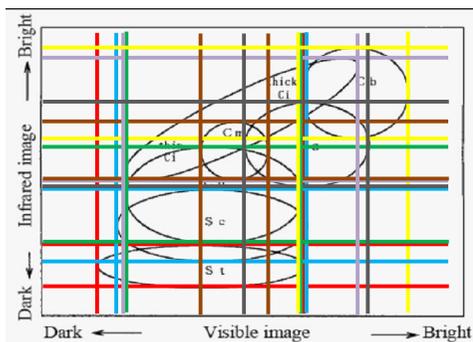
7. Cek kondisi berhenti:
  - o jika:  $(|Pt - Pt-1| < \epsilon)$  atau  $(t > \maxIter)$  maka berhenti;
  - o jika tidak:  $t=t+1$ , ulangi langkah ke-4 [2].

### 3. Metodologi

Suatu metodologi logika fuzzy digunakan untuk mengklasifikasi citra satelit MTSAT sehingga didapat suatu tujuan yaitu untuk membedakan antara langit cerah (*clear*) dan jenis-jenis awan dalam sebuah array piksel-piksel citra.

Variabel input penelitian adalah citra satelit *visible* dan citra satelit *infrared*, dari kombinasi ini dengan pendekatan *fuzzy logic* akan dihasilkan 5 output jenis-jenis awan yang dianalisa yaitu *clear*, awan rendah, awan menengah, awan tinggi dan *cumulonimbus*.

Untuk mengidentifikasi jenis awan yaitu dengan menggunakan koordinat *kartesian*, yaitu *absis* menggambarkan citra satelit *visible* dan *ordinat* menggambarkan citra satelit *infrared*.



Gambar 1. Pemetaan citra *visible* dengan citra *infrared*

### 3.1 Teknik Analisa Data

Untuk menganalisa data dan menerapkan kedalam fuzzy logic diperlukan suatu pengaturan yaitu kelas, pelabelan wilayah, dan fitur.

Klasifikasi logika fuzzy adalah digunakan untuk melatih pengenalan pola di mana satu set sampel diberi label untuk

setiap kelas diperlukan untuk melatih klasifikasi. Kelas A dapat menjadi jenis awan tertentu, seperti *cumulonimbus*, awan tinggi, awan menengah, awan rendah, atau tidak ada awan sama sekali (*clear*). Sampel, yang didefinisikan untuk penelitian ini yaitu citra *infrared1* sebagai  $-80\ 30$  pixel array (yang merupakan derajat temperature dari permukaan laut sampai di titik nadir) dan citra *visible* sebagai  $0\ 0,6$  pixel aria (yang merupakan albedo atau kecerahan awan), dikumpulkan secara manual untuk setiap kelas didefinisikan dari 1,1-km citra satelit MTSAT. Jumlah sampel yang diperlukan untuk pelatihan tergantung pada jumlah kelas. Aturan praktis adalah untuk label minimal sampel sekitar (-65 jumlah kelas) per kelas untuk menjamin representasi yang memadai untuk setiap kelas.

Tanpa set sampel yang memadai, klasifikasi tidak akan kuat. Persyaratan ini terbukti menjadi keterbatasan dalam teknik kami karena dalam massa udara beberapa kelas tertentu awan, terutama tingkat jenis awan menengah, yang sangat sulit untuk dideteksi.

### 3.2 Kelas-kelas

Tujuan pada penelitian ini adalah untuk merancang dan membangun sebuah klasifikasi sistem jenis awan yang handal yang tidak tergantung pada musim, tapi dengan kondisi yang eksklusif, kuat dan dapat disimpulkan. Untuk klasifikasi menjadi efektif, seseorang harus terlebih dahulu menetapkan satu set kelas yang baik supaya dapat dipisahkan dengan serangkaian fitur yang berasal dari saluran data multispektral radiometrik dalam hal ini adalah jenis citra *visible* dan citra *infrared*. Pemilihan kelas tidak selalu mudah dan dapat tergantung pada aplikasi yang diinginkan. Untuk menyimpulkan sifat-sifat awan dari data satelit, kriteria yang lebih berguna adalah awan tinggi (rendah, menengah, atau tinggi), kelompok awan (terpisah atau beragam), dan penglihatan visual (tipis atau tebal). Jika ada beberapa algoritma kondisi awan pengambilan tergantung pada label yang melekat pada

jenis awan, yaitu, apakah awan rendah *stratocumulus* atau *cumulus*, yang penting adalah jumlah awan yang efektif dan tinggi awan.

Untuk tingkat tinggi awan, kelas terpisah didefinisikan sebagai seragam dan tebal karena optik tebal, awan yang sangat dingin seperti *cumulonimbus* memiliki sifat spektral dan tekstur yang berbeda dari tingkat tinggi lainnya seperti jenis awan tinggi. Himpunan kelas yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Tabel 4. Jenis pengelompokan awan.

Jenis Awan	Citra Awan Dari Satelit			
	Warna	Tabel/ Tipis	Temperatur	Ketinggian
Awan Tinggi	Putih	Tebal	Dingin	Tinggi
	Kebiru-biruan	Tipis	Dingin	Tinggi
<i>Cumulonimbus</i>	Putih	Tebal	Dingin	Tinggi
Awan Menengah	Kuning	Relatif Panas	Sedang	
	Agak Terang	Tebal	Relatif Panas	Sedang
	Putih	Tebal	Relatif Panas	Sedang
Awan Rendah	Putih	Tebal	Relatif Panas	Rendah
	Hijau Binti-bintik	Tebal	Relatif Panas	Rendah
	Hijau	Tebal	Relatif Panas	Rendah

Jenis awan rendah terdiri dari *cumulus* (Cu), *stratocumulus* (Sc), *stratus* (St), kabut, dan *fractostratus* (Fs). Jenis awan menengah terdiri dari *altocumulus* (Ac), *altostratus* (As), dan *cumulus* yang menjulang tinggi. Jenis awan tinggi terdiri dari *cirrus* (Ci), *cirrostratus* (Cs), *cirrocumulus* (Cc), dan *cumulonimbus* (Cb). Kelas awan dipisahkan oleh sebagian kecil awan dan tinggi awan. Perhatikan bahwa hanya kelas awan berlapis tunggal dapat langsung didefinisikan jenis awannya. Alasan untuk ini adalah bahwa metode logika fuzzy menggunakan konsep keanggotaan kelas untuk menentukan apakah ada lebih dari satu lapisan awan. Jika ada lebih dari satu lapisan awan, sampel secara teoritis harus menunjukkan

keanggotaan kelas tinggi selama lebih dari satu lapisan awan. Oleh karena itu, klasifikasi pengenalan pola untuk sampel yang mengandung awan yang berlapis-lapis menjadi tidak terlatih. Hal inilah digunakan logika fuzzy untuk mencari keanggotaan kelas.

### 3.3 Pelabelan Daerah

Karena sampel berlabel digunakan selama kedua pelatihan dan fase pengujian, ketidakakuratan dapat diperkenalkan selama proses pelabelan akan menghasilkan akurasi klasifikasi yang lebih rendah. Kemampuan utama dari logika fuzzy tergantung pada pilihan sampel kelas yang tepat. Label sampel tidak dilakukan oleh seorang analis semata-mata atas dasar pencitraan. Sementara citra menyediakan informasi kontekstual tentang pencitraannya, ada banyak situasi ketika informasi tambahan diperlukan untuk membuat penilaian yang lebih akurat. Misalnya, *cirrus* tipis bisa sangat sulit untuk dikenali jika terdapat *stratus* yang beragam.

Pengumpulan sampel dilakukan secara independen oleh dua analisa yaitu menggunakan citra *visible* dan *infrared*. Contoh awan ditempatkan ke dalam kategori tinggi berdasarkan suhu awan tinggi.

Awan menengah ditempatkan ke dalam kategori rendah jika awan tinggi suhunya di bawah ketinggian sekitar 2 km, ke dalam kategori tingkat menengah jika tingginya adalah antara 2 dan 5 km, dan ke dalam kategori awan tinggi jika ketinggian di atas sekitar 5 km. Kisaran ketinggian diperluas untuk massa udara tropis dan khatulistiwa (rendah: 3 km; pertengahan: 3-6 km, tinggi: 6 km).

Kelompok awan dalam sampel ditentukan dengan membandingkan nilai-nilai piksel individu dalam array -80 30 dengan langit cerah suhu kecerahan atau suhu dalam langit tertutup awan.

Untuk masing-masing jenis awan, perbedaan lebih lanjut dibuat berdasarkan kelompok awan dalam array pixel yang rusak (tidak sepenuhnya tertutup awan) atau beragam (benar-benar awan tertutup).

Perhatikan bahwa istilah awan terlihat sama hanya berlaku untuk sebagian kecil awan, tetapi tidak memiliki konotasi untuk kedalaman optik dari sampel tertentu. Sebuah bidang yang terpisah tersedia bagi analisis untuk daftar catatan yang subjektif tentang sampel, seperti *cirrus* yang terlihat tampak kabur atau dipilih bahwa dari arus yang keluar dari sebuah badai. Ini membuktikan manfaatnya saat menyelidiki contoh yang sampelnya salah dalam pengklasifikasiannya, seperti ketika sampel untuk langit cerah berisi asap tebal dari pembakaran biomassa dan klasifikasi mengambil sebuah jawaban yaitu jenis awan rendah.

Proses pelabelan sampel diperkuat melalui penggunaan dataset tambahan termasuk analisis *grid* profil suhu dan kelembaban. Daerah kelembaban relatif ditingkatkan atau inversi suhu permukaan mungkin menunjukkan adanya lapisan awan.

Setiap sampel yang dikumpulkan disimpan dalam database bersama dengan data radiometrik skala, lintang, bujur, waktu pengamatan, komentar analisis, melihat geometri (surya puncak, melihat zenith, azimuth relatif, dan hamburan sudut), data tambahan menyediakan karakteristik permukaan seperti ekosistem dan elevasi, dan akhirnya parameter meteorologi dihitung dari profil *grid* seperti tinggi tropopause, jenis air massa, dan selang batas tingkat lapisan.

**3.4 Fitur**

Berbagai fitur tekstur dan spektral telah dieksplorasi dalam literatur dan secara singkat disebutkan di sini.

Tekstur mengacu pada satu set ukuran statistik dari distribusi spasial *grayscale* dalam citra. Fitur tekstur yang berasal dari hubungan spasial rata-rata *grayscale* nilai piksel dipasang di dalam array pixel. Pada citra *grayscale* nilai-nilai didasarkan pada skala absolut di mana pantulan nilai 0 dan 1 sesuai dengan *grayscale* nilai 0 dan 255.

Nilai suhu kecerahan 180 K dan 330 K sesuai dengan masing-masing *grayscale* nilai 0 dan 255.

*Reflektansi grayscale* dihitung untuk MTSAT citra *visible* dan *infrared*, dan tingkat suhu kecerahan abu-abu dihitung untuk MTSAT. Selain fitur tekstur, serangkaian fitur spektral dihitung yang didasarkan pada refleksi penglihatan, suhu kecerahan, atau kombinasi dari keduanya.

**3.4.1 Tekstur Fitur**

Fitur tekstur Banyak dihitung dengan menggunakan metode perbedaan *grayscale*. Beberapa informasi yang berguna dapat hilang dalam penggunaan vektor perbedaan yang mungkin melekat dalam citra asli. Misalnya, perbedaan *grayscale* dari nol mungkin berasal dari sepasang piksel di mana kedua piksel yang bebas awan. Hasil yang sama dapat diperoleh jika kedua piksel benar-benar tertutup oleh awan tebal.

Salah satu cara untuk melengkapi informasi yang diberikan oleh metode fuzzy adalah dengan menggunakan tingkat abu-abu dari gambar asli, bukan abu-abu tingkat perbedaan. Pendekatan ini akan disebut selanjutnya sebagai metode *Grayscale Level Vektor (GLV)*. Untuk setiap sampel data, histogram *grayscale* dihitung dan dinormalkan dengan jumlah total poin. Histogram normalisasi menjadi *GLV* berbasis kepadatan fungsi *GLV(m)*.

Fitur didefinisikan dalam Tabel 5 dihitung menggunakan kedua *GLV* dan metode fuzzy.

Tabel 5. Tekstur fitur diturunkan menggunakan vektor *grayscale*;  $m$  adalah nilai absolut dari selisih antara *grayscale* perbedaan satu pixel terpisah dalam arah horisontal. Di sini,  $P(m)$  adalah vektor perbedaan probabilitas fungsi kepadatan diperoleh dengan normalisasi frekuensi perbedaan *grayscale* kejadian dengan jumlah total frekuensi.

Mean	$\mu = \sum_m mP(m)$
Standard deviation	$\sigma = \left[ \sum_m (m - \mu)^2 P(m) \right]^{1/2}$

### 3.4.2 Spektral Fitur.

Sejumlah fitur spektral dapat dibentuk dengan memanfaatkan karakteristik termal atau pantulan awan berbagai jenis permukaan. Fitur terbentuk dari representasi *grayscale* dari *reflectances* dua arah untuk MTSAT Vis dan Ir dan dari representasi *graylevel* suhu kecerahan untuk Vis dan Ir.

Fitur spektral dihitung untuk saluran tunggal kuantitas X (di mana kuantitas adalah representasi *grayscale* baik reflektansi atau suhu kecerahan), untuk dua kuantitas yang berbeda X dan Y, atau selama tiga jumlah X, Y, dan Z, sebagai berikut.

- 1) Mean X: Fitur spektral adalah nilai *grayscale* rata-rata baik suhu pantulan atau kecerahan dihitung dari array.
- 2) Band perbedaan (X 2 Y): Fitur spektral adalah perbedaan dari *grayscale* sarana dua saluran.

$$NDI_{ij} = \frac{GL_i - GL_j}{GL_i + GL_j} \quad (1)$$

Fitur NDI dihitung dari nilai *grayscale* dari setiap dua kombinasi saluran. Jika MTSAT saluran Vis dan Ir yang digunakan, NDI akan mirip dengan indeks vegetasi dinormalisasi yang banyak digunakan dalam penyelidikan penginderaan jauh penutup permukaan.

Informasi tambahan dapat diperoleh dari *pseudochannels* dihitung dari kombinasi dua atau lebih citra MTSAT. Misalnya, citra warna ambang sering memberikan wawasan yang lebih untuk apa yang ada dalam penglihatan dibandingkan dengan citra skala abu-abu. Sebagai contoh, tiga saluran dapat digunakan untuk memberikan informasi kepada merah (R), hijau (G) dan biru (B) kubus warna. Nilai-nilai RGB dapat diubah menjadi nilai-nilai hue H, saturasi S, dan I. Intensitas HSI digunakan untuk poin cluster dalam ruang bagian tiga dimensi di mana intensitas warna masing-masing saluran adalah skala sesuai dengan nilai *grayscale*.

Salah satu cara untuk memahami fitur HSI adalah bahwa mereka menyediakan sebuah metode kuantitatif clustering data menurut skala warna untuk kelas tertentu dalam warna gambar ambang. Dengan pilihan tertentu dari saluran overlay, awan mungkin tampak putih, permukaan bervegetasi sebagai hijau, dan laut sebagai biru gelap. Transformasi HSI memisahkan kelas dengan mengukur warna sebagai nilai HSI. Satu set fitur tambahan HSI dihitung untuk dua saluran berikut kombinasi RGB: [1, 2 (3-4)] dan [4, 5, 1].

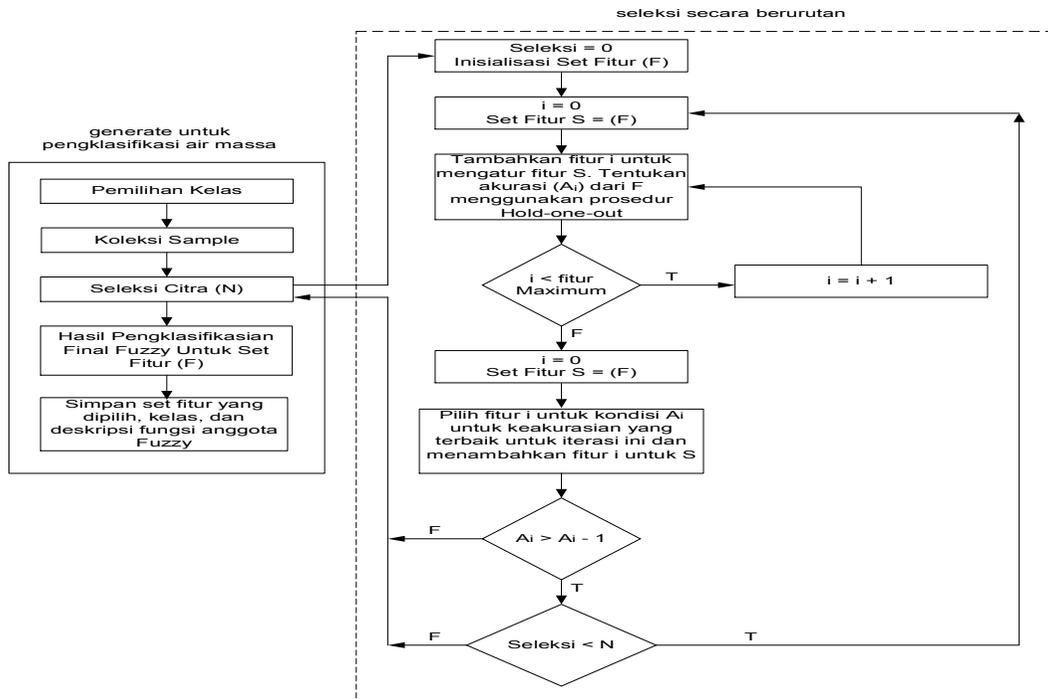
## 4. Analisa dan Pembahasan

### 4.1 Pendekatan logika fuzzy

Pendekatan logika fuzzy menggunakan model konseptual yang berbeda untuk mengklasifikasikan benda-benda untuk itu digunakan pendekatan klasifikasi tradisional seperti skema jaringan saraf.

Teori logika fuzzy didasarkan pada penalaran perkiraan. Artinya, fuzzy set menampilkan kekuatan yang potensial untuk keanggotaan semua kelas potensial; derajat keanggotaan untuk setiap kelas tertentu disediakan oleh fungsi keanggotaan. Kekuatan nilai keanggotaan dapat mengungkapkan potensi untuk kelas tertentu yang hadir dalam sampel.

Dengan jaringan saraf tiruan keputusan klasifikasi akhir adalah satu kelas. Jika sampel yang diklasifikasikan mengandung lebih dari satu kelas, hanya satu kelas kemungkinan besar akan dipilih. Kekuatan metode logika fuzzy adalah bahwa lebih dari satu kelas dapat dipilih tergantung pada kekuatan anggota sampel ke kelas yang dipilih. Daripada memiliki kelas secara eksplisit didefinisikan yang merupakan kombinasi dari jenis awan, termasuk banyak kombinasi awan yang berlapis-lapis, hanya satu set inti jenis awan berlapis tunggal yang akan diperlukan. Perhatikan bahwa kelas harus diisi dengan sampel untuk setiap jenis air massa untuk pengujian dan pelatihan pengklasifikasian.



Gambar 2. Flowchart metodologi yang digunakan untuk menghasilkan klasifikasi logika fuzzy

**4.1.1. Fungsi Keanggotaan Fuzzy.**

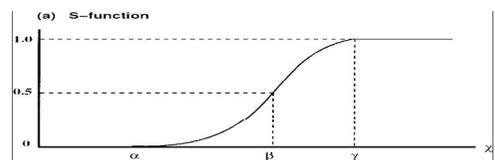
Klasifikasi logika fuzzy yang dilatih menggunakan set sampel berlabel dikumpulkan untuk setiap jenis air massa. Sejak dataset berlabel digunakan dalam tahap pelatihan, klasifikasi dikatakan dilatih dengan pengawasan. Berarti (m) dan standar deviasi (s) dihitung untuk dataset pelatihan lengkap untuk setiap fitur dan untuk setiap kelas.

Fungsi keanggotaan S ditunjukkan pada Gambar 3.a dibentuk dari nilai-nilai mean dan standar deviasi sebagai berikut:

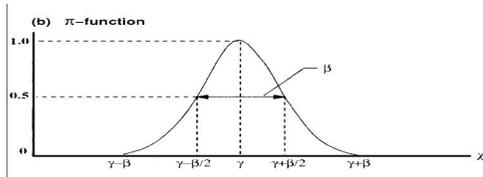
$$S(x, \alpha, \beta, \gamma) \rightarrow \begin{cases} 0 & \text{for } x \leq \alpha \\ 2\left(\frac{x-\alpha}{\gamma-\alpha}\right)^2 & \text{for } \alpha \leq x \leq \beta \\ 1 - 2\left(\frac{x-\alpha}{\gamma-\alpha}\right)^2 & \text{for } \beta \leq x \leq \gamma \\ 1 & \text{for } x \geq \gamma \end{cases} \quad (2)$$

$$\Pi(x, \beta, \gamma) \rightarrow \begin{cases} S\left(x, \gamma - \beta, \gamma - \frac{\beta}{2}, \gamma\right) & \text{for } x \leq \gamma \\ 1 - S\left(x, \gamma, \gamma - \frac{\beta}{2}, \gamma + \beta\right) & \text{for } x \geq \gamma \end{cases} \quad (3)$$

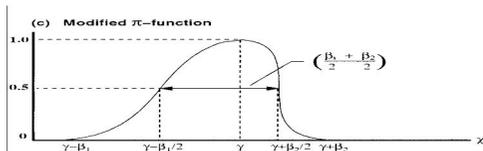
Untuk set fuzzy yang dapat diwakili oleh distribusi Gaussian, fungsi  $\Pi$  (Gambar 3.b) digunakan: fungsi  $\Pi$  diperkirakan untuk distribusi Gaussian sehingga  $\beta=3\sigma$  dan  $\gamma$  adalah  $\mu$  nilai rata-rata. Hal ini mengakibatkan sejumlah sampel akan tidak dapat diklasifikasikan oleh sistem pakar. Dengan meningkatkan penyebaran set fuzzy (yaitu,  $\beta$  meningkatkan), jumlah sampel yang tidak cocok menurun. Nilai  $\beta = 5\sigma$  akhirnya dipilih untuk memungkinkan penyimpangan lebih besar dari set fuzzy, sehingga meminimalkan jumlah sampel yang tidak dapat diklasifikasikan.



Gambar 3.a Fungsi S tradisional yang digunakan untuk mendefinisikan fungsi keanggotaan fuzzy.



Gambar 3.b Fungsi P tradisional digunakan untuk mewakili distribusi Gaussian data.



Gambar 3.c Fungsi P modifikasi yang digunakan pada penelitian ini.

Penurunan fungsi keanggotaan Fuzzy telah ditinjau dalam penelitian ini karena set fuzzy banyak membentuk non-Gaussian distribusi.

Tabel 6 Nilai  $\beta_1$  dan  $\beta_2$  digunakan untuk mendefinisikan fungsi modifikasi-II.

Nilai pada $\beta_1$ atau $\beta_2$	Operasi dilakukan pada fungsi keanggotaan
0 – 1	Pelebaran sampai pada 3
1 – 2.5	Pelebaran sampai pada 2
2.5 – 5.5	Konsentrasi sampai pada 1
5.5 – 7.5	Konsentrasi sampai pada 2
>7.5	Konsentrasi sampai pada 3

Salah satu cara untuk distribusi non-Gaussian adalah hanya untuk meningkatkan  $\beta$ , tapi ini cenderung menghasilkan peningkatan jumlah klasifikasi yang salah. Untuk set fuzzy yang dapat memiliki distribusi non-Gaussian, dimodifikasi P dapat digunakan fungsi (Pmod) (lihat Gambar 3.c.):

$$\begin{aligned}
 & II^{\text{mod}}(x, \beta, \gamma) \\
 \rightarrow & \begin{cases} S\left(x, \gamma - \beta_1, \gamma - \frac{\beta_1}{2}, \gamma\right) & \text{for } x \leq \gamma \\ 1 - S\left(x, \gamma, \gamma - \frac{\beta_2}{2}, \gamma + \beta_2\right) & \text{for } x \geq \gamma \end{cases} \quad (4)
 \end{aligned}$$

dimana  $\beta_1 = (\gamma - \min) / \sigma$  dan  $\beta_2 = (\max - \gamma) / \sigma$ ,  $\sigma$  adalah deviasi standar dari fitur tersebut, dan min dan max mewakili batas

numerik bawah dan atas dari fitur tersebut untuk kelas yang berasal dari training set.  $\beta_1$  dan  $\beta_2$  merupakan variabel yang mewakili jumlah integer dari standar deviasi yang digunakan untuk menghasilkan modifikasi-II dari suatu fungsi keanggotaan. Untuk lebih menyesuaikan bentuk fungsi untuk data yang disediakan oleh set sampel berlabel, pelebaran dan operasi konsentrasi yang dilakukan pada fungsi keanggotaan sesuai dengan nilai-nilai untuk  $\beta_1$  atau  $\beta_2$  seperti yang ditunjukkan pada Tabel 6.

### a. Fitur pilihan

Tujuan utama dari proses seleksi fitur adalah untuk menemukan subset dari fitur 110 yang meminimalkan sumber daya komputasi dan memaksimalkan akurasi pengklasifikasian.

Pemilihan fitur tergantung pada kelas yang diinginkan; perubahan dalam kelas tertentu biasanya menghasilkan pemilihan satu set fitur yang berbeda. Seperti ditunjukkan pada Gambar 2, diimplementasikan untuk tujuan memilih fitur yang optimal dan ditetapkan untuk setiap massa udara.

Sistem SFS adalah prosedur pencarian sederhana dimana salah satu fitur pada suatu waktu akan ditambahkan ke set fitur yang berkembang (dinotasikan dengan S pada Gambar. 2). Sebuah fitur dapat dipilih lebih dari sekali dalam skema kita. Untuk setiap fitur yang dipilih dan ditambahkan ke himpunan S fitur, fungsi kriteria dievaluasi untuk menentukan seberapa baik set fitur melakukan. Fungsi kriteria yang digunakan untuk menilai kekuatan diskriminatif dari masing-masing set fitur adalah pengklasifikasian yang kabur dibangun dari set fitur saat ini. Ketepatan keseluruhan ( $A_i$ , di mana i adalah jumlah iterasi) yang diperoleh dari penerapan klasifikasi ke berbagai perangkat sampel berlabel yang digunakan sebagai kriteria untuk seleksi fitur. Ukuran jarak probabilistik seperti jarak Bhattacharya tidak digunakan sebagai fungsi kriteria dalam pendekatan kami. Ukuran jarak Bhattacharya adalah ukuran keseluruhan keterpisahan kelas dalam ruang

dimensi dari vektor fitur seperti yang ditetapkan dari set total fitur  $N$  yang dipilih. Artinya, jika jumlah fitur pada set fitur saat ini adalah 10, ukuran jarak adalah keterpisahan kelas dalam dimensi ke-10. Sebaliknya, FLC adalah aditif satu dimensi skema dimana separabilitas kelas ditentukan oleh derajat keanggotaan. Dengan demikian, fitur yang dipilih dengan menggunakan jarak Bhattacharya belum tentu menghasilkan fitur terbaik yang ditetapkan untuk FLC ini. Menurut pengalaman kami bahwa sejumlah kecil noise mungkin ditemui selama fase pelatihan karena kemiripan, misalnya, awan rendah, menengah, dan tinggi menggunakan fitur tekstur tertentu. Noise ini dibuktikan dengan nilai kemiripan yang sangat kecil untuk setiap kelas.

Jika sampel berlabel milik kelas, jika satu akan mengharapkan untuk melihat keanggotaan untuk kelas harus sama dengan 1.

Nilai kemiripan adalah keanggotaan nilai yang diperoleh di kelas selain kelas sebenarnya yang diberikan pada sampel dengan analisis. Nilai kemiripan dari output klasifikasi dinormalisasi untuk mendapatkan kekuatan relatif dari kemiripan untuk setiap kelas. Nilai kemiripan yang digunakan untuk mengatur batas keanggotaan akhir yang digunakan dalam pengklasifikasian. Untuk setiap fitur yang dipilih dan untuk setiap massa udara, parameter yang menggambarkan fungsi keanggotaan ( $\beta_1$ ,  $\beta_2$ , dan  $S$ ) dan nilai kemiripan akan disimpan dalam basis data.

#### **b. Logika fuzzy sistem pakar.**

Logika fuzzy sistem sistem pakar terdiri dari fase inisialisasi dan fase keputusan dan hasil. Rincian pengklasifikasian secara singkat dijelaskan di sini.

##### **1) Inisialisasi Fase**

Untuk setiap kelas, definisi fungsi keanggotaan untuk setiap fitur yang diambil dari basis pengetahuan, dan fungsi keanggotaan yang dibangun. Fungsi keanggotaan kelas untuk masing-masing

fitur mewakili himpunan fuzzy untuk fitur tersebut.

##### **2) Keputusan Hasil Dan Fase.**

Nilai keanggotaan untuk setiap fitur dan untuk masing-masing kelas dihitung dari data yang terdapat dalam sampel yang diuji. Nilai keanggotaan rata-rata dihitung untuk setiap kelas. Nilai rata-rata keanggotaan selanjutnya dinormalisasi untuk menunjukkan keanggotaan relatif dari masing-masing kelas. Nilai kemiripan dihitung selama pemilihan fitur dan fase pelatihan yang digunakan untuk menghitung nilai ambang batas untuk berbagai fungsi keanggotaan. Untuk sampel data yang diberikan, keanggotaan kelas dikatakan ada jika kekuatan keanggotaan melebihi ambang batas yang ditentukan selama fase pelatihan. Jika nilai-nilai keanggotaan melebihi ambang batas untuk lebih dari satu kelas awan, sampel diklasifikasikan mengandung beberapa lapisan awan. Setelah sampel telah diklasifikasikan menurut nilai-nilai keanggotaannya, nilai-nilai fitur yang dihitung untuk sampel yang diuji dihapus dan sistem siap dijalankan pada kasus lain. Proses yang sama dilakukan untuk setiap fitur (berdasarkan jenis air massa) dipilih untuk sampel data yang diberikan.

Setelah nilai fitur telah dihitung dan dinormalisasi untuk setiap fitur yang dipilih, keanggotaan kelas rata-rata berasal untuk setiap kelas (yaitu, jumlah dari keanggotaan kelas normalisasi dibagi dengan jumlah fitur). Untuk contoh ini, kita asumsikan akhir nilai keanggotaan rata-rata adalah sebagai berikut: 0,0 untuk tanah, awan rendah yang bergerombol, awan rendah seragam, dan kelas awan tingkat menengah; 0,08 untuk kelas awan seragam tingkat menengah; 0,74 untuk kelas awan tingkat tinggi yang berpecah, dan 0,21 untuk kelas tingkat tinggi awan yang seragam. Jika nilai 0,3 diperlukan untuk sampel untuk keanggotaan di salah satu kelas (ambang batas yang sebenarnya berasal selama fase pelatihan / pengujian), sampel akan diklasifikasikan sebagai mengandung awan tingkat tinggi yang

berpencar. Sebagai catatan akhir, untuk sampel harus diklasifikasikan sebagai mengandung awan berlapis-lapis, keanggotaan dua kelas (dalam kategori tinggi terpisah) harus melebihi ambang batas.

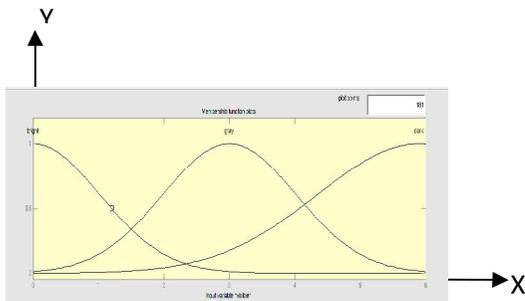
**4.2. Hasil Analisis Kriteria**

Ada 2 kriteria yang akan dianalisis dijadikan variabel *input fuzzy* dalam menentukan jenis-jenis awan berdasarkan ketinggian :

**1) Variabel citra satelit MTSAT *visible***

Variabel citra satelit MTSAT *visible* dibagi menjadi 3 himpunan *fuzzy* yaitu: *bright*, *gray* dan *dark*.

Himpunan *fuzzy bright* akan memiliki domain [0 2,4] dimana derajat keanggotaan *bright* tertinggi (=1) terletak pada angka (0). Himpunan *fuzzy gray* akan memiliki domain [0,6 5,4] dimana derajat keanggotaan *gray* tertinggi (=1) terletak pada angka (3). Himpunan *fuzzy dark* akan memiliki domain [3,4 6] dimana derajat keanggotaan *dark* tertinggi adalah (=1) terletak pada angka (6). Untuk skala angka domain adalah (1:0,1). Variable citra satelit MTSAT *visible* dipresentasikan dengan fungsi keanggotaan gauss karena sebaran noise pada citra adalah noise Gaussian seperti terlihat pada gambar 4 dibawah ini.



Gambar 4. Himpunan *fuzzy* untuk variable citra MTSAT *visible*

1. *Bright*.

Fungsi  $f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$  dengan c pada [sig c] yaitu fungsi sinusoidal tergantung variable c.

2. *Gray*.

Fungsi  $f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$  dengan c pada [sig c] yaitu fungsi cosinusoidal dari rentang nilai x = (0) sampai dengan (3) dan

Fungsi  $f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$

dengan c pada [sig c] yaitu fungsi sinusoidal dari rentang nilai x = (3) sampai dengan (6).

3. *Dark*.

Fungsi  $f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$

dengan c pada [sig c] yaitu fungsi cosinusoidal tergantung variable c.

Masing-masing keanggotaan mempunyai range nilai yaitu sebagai berikut :

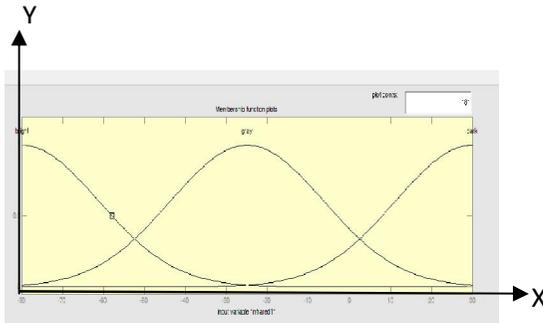
$$\text{Visible} \begin{cases} \text{Bright } (0 - 2,4)^0c \\ \text{Gray } (0,6 - 5,4)^0c \\ \text{Dark } (3,4 - 6)^0c \end{cases}$$

**2) Variabel citra satelit MTSAT *infrared1***

Variabel citra satelit MTSAT *infrared1* dibagi menjadi 3 himpunan *fuzzy* yaitu: *bright*, *gray* dan *dark*.

Himpunan *fuzzy bright* akan memiliki domain [-80 -30] dimana derajat keanggotaan *bright* tertinggi (=1) terletak pada angka (-80). Himpunan *fuzzy gray* akan memiliki domain [-40 10] dimana derajat keanggotaan *gray* tertinggi (=1) terletak pada angka (-25). Himpunan *fuzzy dark* akan memiliki domain [0 30] dimana derajat keanggotaan *dark* tertinggi adalah (=1) terletak pada angka (30). Variable citra satelit MTSAT *infrared* dipresentasikan dengan fungsi keanggotaan bahu dan gaussmf karena sebaran noise pada citra adalah noise Gaussian seperti terlihat pada Gambar 5.

Pada Gambar 5 nilai X adalah (-80–30) yaitu nilai perubahan temperature sabagai range dari keanggotaan. Dan nilai Y adalah (0–1) yaitu nilai sebagai besaran tingkat keanggotaan tiap variable yang diberikan X, pada masing-masing anggota, dibatasi dengan persamaan garis:



Gambar 5. Himpunan fuzzy untuk variabel citra MTSAT *infrared*

1. *Bright*.

$$\text{Fungsi } f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$$

dengan c pada [sig c] yaitu fungsi sinusoidal tergantung variable c.

2. *Gray*.

$$\text{Fungsi } f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$$

dengan c pada [sig c] yaitu fungsi cosinusoidal dari rentang nilai x = (-80) sampai dengan (-25) dan

$$\text{Fungsi } f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$$

dengan c pada [sig c] yaitu fungsi sinusoidal dari rentang nilai x = (-25) sampai dengan (-30).

3. *Dark*.

$$\text{Fungsi } f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$$

dengan c pada [sig c] yaitu fungsi cosinusoidal tergantung variable c

Masing-masing keanggotaan mempunyai range nilai yaitu sebagai berikut :



### 4.3. Algoritma Sistem Penentuan Jenis-jenis Awan

Pada algoritma sistem penentuan jenis-jenis awan adalah sebagai berikut :

Input citra satelit

If (visible is bright) and (infrared is bright) then jenis-jenis\_awan is awan\_cb

If (visible is gray) and (infrared is bright) then jenis-jenis\_awan is awan\_tinggi

If (visible is dark) and (infrared is bright) then jenis-jenis\_awan is awan\_clear

If (visible is bright) and (infrared is gray) then jenis-jenis\_awan is awan\_cb

If (visible is gray) and (infrared is gray) then jenis-jenis\_awan is awan\_menengah

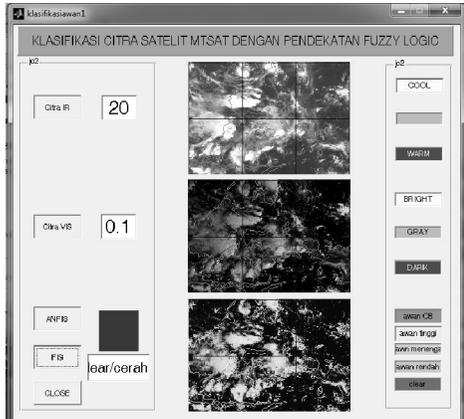
If (visible is dark) and (infrared is gray) then jenis-jenis\_awan is awan\_clear

If (visible is bright) and (infrared is dark) then jenis-jenis\_awan is awan\_clear

If (visible is gray) and (infrared is dark) then jenis-jenis\_awan is awan\_rendah

If (visible is dark) and (infrared is dark) then jenis-jenis\_awan is awan\_clear  
end if

Hasil perbanding desain *graphical unit interface* klasifikasi jenis-jenis awan citra satelit MTSAT pada *fuzzy inference system* (FIS) dengan *adaptive neuro-fuzzy inference system* (anfis).



Gambar 6. Hasil perbandingan desain graphical user interface sistem fuzzy inference system (FIS) dengan adaptive neuro-fuzzy inference system (anfis).

## 5. Kesimpulan dan Saran

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisa dan pembahasan dalam penelitian ini didapat beberapa kesimpulan yaitu sebagai berikut :

- 1) Dengan menggunakan pendekatan fuzzy logic data pola gambar warna citra satelit MTSAT yang diubah menjadi data numerik dapat dikelompokkan dan dianalisa menjadi data jenis-jenis awan berdasarkan ketinggian.
- 2) Dengan menggunakan pendekatan fuzzy logic pemetaan data citra grayscale yaitu citra visible dan citra infrared dapat diolah menjadi citra warna sehingga dapat dijadikan suatu informasi.
- 3) Dengan membuat tool-tool di Matlab maka dapat digunakan untuk klasifikasi jenis-jenis awan berdasarkan operasional Fuzzy logic.

### 5.2. Saran

Agar dapat mendukung hasil penelitian, perlu adanya kesiapan sistem yang berjalan dengan baik. Hal ini dilakukan agar sistem dapat memberikan dukungan hasil keputusan untuk prakiraan, yaitu para prakirawan meteorologi. Hasil yang diberikan oleh sistem yang digunakan harus mendukung untuk memberikan hasil yang

terbaik. Sarana dan prasarana yang diperlukan terdiri dari hardware dan software yang didasarkan pada infrastuktur yang baik.

Hasil penelitian ini perlu disosialisasikan kepada para prakirawan meteorologi sebagai bahan pertimbangan untuk menentukan jenis-jenis awan berdasarkan ketinggian.

Penelitian ini dapat diperluas dengan menambah kriteria dan faktor-faktor yang menentukan yaitu saluran-saluran masukan yang lain seperti citra infrared1, citra infrared2, citra visible dan citra water vapor, serta menambah kriteria dan factor-faktor keluaran yaitu Awan rendah terdiri ; dari St (*stratus/fog*), Cg (*cumulus congestus*), Cu (*cumulus*), dan Sc (*stratocumulus*). awan menengah terdiri dari ; al (*altocumulus*) dan as (*altostratus*). awan tinggi terdiri dari; ci (*cirrus*) dan cs (*cirrostratus*).

### Daftar Pustaka

- [1] Achmad Zakir, “Analisa dan Metode Prakiraan Cuaca”, Pusat Pendidikan dan Pelatihan Meteorologi dan Geofisika Jakarta, 2007.
- [2] Sri Kusumadewi, “*Artificial Intelligence*”, Graha Ilmu Yogyakarta, 2003.
- [3] Muh Altin Massinai, “Analisis Liputan Awan Berdasarkan Citra Satelit Pengindraan Jauh”, Pertemuan Ilmiah Tahunan MAPIN XIV Surabaya, 2005.
- [4] Bryan A Baum, Vasanth Tovinkere and Jay Titlow, Ronald M. Welch, “Automated Cloud Classification of Global AVHRR Data Using a Fuzzy Logic approach”, *Journal Of Applied Meteorology* Baumetal, 1997.
- [5] BMKG, Prosedur Identifikasi Awan dengan Citra Satelit MTSAT, Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Jakarta, <http://satelit.bmkg.go.id>, diakses tanggal 25-01-2012.
- [6] Abdul Kadir, Identifikasi Tiga Jenis Bunga Iris Menggunakan ANFIS,

- Jurnal Teknologi*, Universitas Gadjah Mada Yogyakarta, 2010.
- [7] Richard L. Bankert and Cristian Mitrescu, Steven D. Miller, Robert H. Wade, “*Comparison of GOES Cloud Classification Algorithms Employing Explicit and Implicit Physics*”, *Naval Research Laboratory*, Monterey, California, 2009.
- [8] A.Softwan, “Penerapan Fuzzy Logic Pada Sistem Pengaturan Jumlah Air Berdasarkan Suhu dan Kelembaban”, *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2005 (SNATI 2005)*, ISBN : 979-756-061-6 Yogyakarta, 18 Juni 2005.
- [9] Sutikno, “Perbandingan Metode Defuzzyfikasi Aturan Mamdani Pada Sistem Kendali Logika Fuzzy”, *Tugas Akhir*, Universitas Diponegoro Semarang, 2002.
- [10] Yu Liu, Jun Xia, Chun-Xiang Shi, Yang Hong, “*An Improved Cloud Classification For China’s FY-2C Multi-Channel Images Using Artificial Neural-Network*”, *Journal Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research China*, 2009.
- [11] Achmad Zakir, Widada Sulistya, Mia Khusnul Khotimah, “*Perspektif Operasional Cuaca Tropis*”, *Pusat Penelitian dan Pengembangan Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika*, Jakarta, 2010.