



Klasifikasi *Contextual* dan *Hierarchical* dari Gambar Satelit berdasarkan Cellular Automata dengan *Rule* dan *State Fuzzy*

Irwan munandar
Balai Pendidikan dan Pelatihan
Tambang Bawah Tanah
Irwan@esdm.go.id

I Gd K. Rizal Agus Setiadi
Faculty Of Computer Science
University Of Indonesia
Depok, Indonesia
i.gd51@ui.ac.id

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Remote sensing telah banyak digunakan di berbagai bidang dengan tujuan untuk memecahkan semua masalah-masalah seperti : studi kualitas tanah, riset menemukan sumber air, simulasi meteorologi, perlindungan lingkungan dan lain-lain [3]. Untuk menyelesaikan semua permasalahan tersebut, harus dilakukan pemrosesan data gambar satelit dengan jumlah yang besar, yang mana ini merupakan masalah terbesar dalam *remote sensing*. Dari semua teknik yang digunakan di dalam *remote sensing* untuk membantu analis expert menerjemahkan data yang terkumpul, algoritma klasifikasi yang paling berguna dan menjanjikan. Algoritma klasifikasi untuk gambar satelit tersebut mengelompokkan bersama-sama pixel-pixel gambar ke dalam beberapa kelas, yang dapat membantu menerjemahkan banyak data yang terdapat dalam spektral band [2].

Hasil yang disediakan oleh algoritma klasifikasi untuk gambar satelit memiliki banyak aplikasi dalam bidang politik, sosial dan lingkungan. Hasil dari pengklasifikasian tersebut sangat penting untuk masalah yang membutuhkan penggunaan *Geographic Information Systems* (GIS) sebagai informasi yang sangat penting, seperti pertumbuhan kota dalam interval waktu tertentu, *monitoring* kualitas lingkungan setelah bencana alam, pembuatan peta GPS secara otomatis, pencegahan bencana alam seperti kebakaran hutan, menghindari longoran salju, atau mempelajari evolusi perubahan iklim dalam area yang berisiko. Algoritma klasifikasi merupakan dasar dari GIS, maka dari itu sangat penting untuk menyediakan hasil yang optimal tidak hanya tingkat akurasi yang didapatkan tetapi juga dalam hal jumlah informasi yang berguna yang didapatkan setelah proses klasifikasi. Oleh karena itu, jika proses klasifikasi ditingkatkan, maka performa GIS juga bisa ditingkatkan karena fitur yang sangat penting untuk GIS adalah identifikasi yang benar dari setiap pixel dengan kelas yang bersesuaian dengannya. Terdapat banyak algoritma klasifikasi untuk

gambar satelit, dan penggunaan salahsatu diantaranya bergantung pada pengetahuan analis expert tentang zona studinya. Tetapi, kebanyakan algoritma klasik tersebut memiliki tiga masalah utama [6].

Pertama, meskipun terdapat banyak algoritma klasifikasi gambar satelit, tapi tetap penting untuk meningkatkan performanya dalam hal ini tingkat akurasi [1]. Secara umum, algoritma klasifikasi bekerja dengan baik jika sifat spektral dari pixel dapat menentukan kelasnya dengan cukup baik atau jika gambarnya tidak *noisy*. Tetapi, jika terdapat beberapa kelas dengan heterogenitas yang tinggi yang mengelompokkan pixel-pixel dengan karakteristik yang berbeda-beda yang masuk ke beberapa kelas (*uncertain pixel*) atau gambar diubah dengan tipe noise impuls Gaussian (*noisy pixel*), gambar yang dihasilkan bisa memiliki banyak area-area kecil (seringkali pixel-pixel) yang salah terklasifikasi. Kedua, algoritma tersebut memberikan hasil yang terlalu kaku karena setiap pixel yang ditandai ke dalam kelasnya yang sesuai tidak memandang derajat kenggotaannya. Hanya algoritma klasifikasi fuzzy yang menyediakan informasi seperti itu. Ketiga, dalam beberapa studi, akan diinginkan untuk memperoleh informasi tambahan seperti deteksi *edge* dari proses klasifikasi. Akan diinginkan pula untuk menemukan pixel dari gambar satelit yang menyebabkan masalah-masalah yang sering terjadi dalam proses klasifikasi.

Cellular automata telah digunakan secara luas oleh komunitas ilmiah untuk mensimulasikan perilaku sistem kompleks [5] dan, di dalam *remote sensing*, digunakan untuk mensimulasikan lingkungan dan cuaca dari gambar satelit [4], tetapi masih sedikit yang melakukan penelitian dengan mengimplementasikan cellular automata pada algoritma klasifikasi gambar satelit [7], [8]. Pada artikel ini akan membahas suatu model pengembangan dari *algorithm based on cellular automata* (ACA) berdasarkan pada *rule* dan *state* dari algoritma fuzzy, dengan tentunya dapat memecahkan ketiga masalah yang dijelaskan di atas.

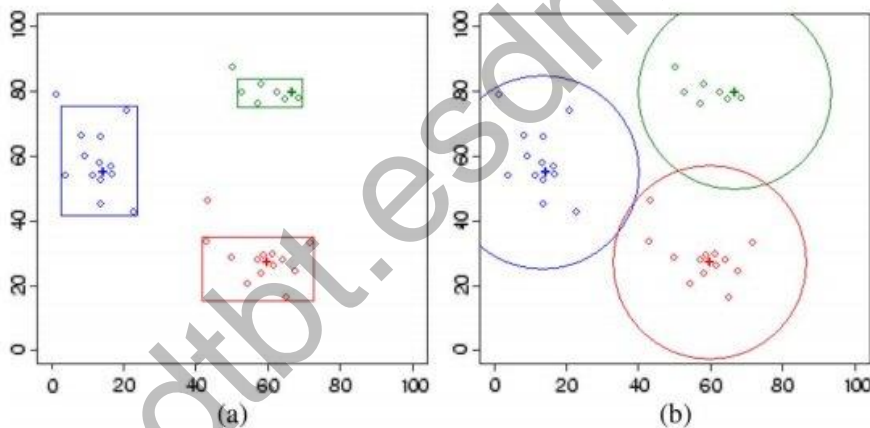
Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, yang menjadi tujuan dari artikel ini adalah untuk mengembangkan suatu model yang dapat meningkatkan hasil dari klasifikasi algoritma paralelepiped dan minimum distance untuk gambar satelit dengan menggunakan pengembangan dari ACA dan penambahan *rule* dan *state* fuzzy ke dalam cellular automata. Serta juga untuk mengetahui perbandingan hasil penambahan *rule* dan *state* fuzzy ke dalam cellular automata pada klasifikasi gambar satelit dengan penelitian sebelumnya. Sementara manfaat yang diharapkan adalah dapat digunakan oleh analis expert untuk

mengkonfigurasi klasifikasi personal dari setiap gambar satelit tertentu di dalam setiap area studi yang spesifik.

2 Studi Literatur

2.1. Masalah-Masalah pada Algoritma Klasifikasi Klasik

Meskipun terdapat banyak algoritma klasifikasi gambar satelit, semua algoritma mempunyai keterbatasan-keterbatasan yang menjadikannya tidak reliabel sepenuhnya dalam hal tingkat akurasi [9]. Keterbatasan-keterbatasan tersebut meningkat ketika beberapa kelas mempunyai heterogenitas yang tinggi. Dalam penelitian ini hanya akan berfokus pada 2 algoritma klasifikasi klasik gambar satelit: paralelepiped dan minimum distance. Gambar 1 memperlihatkan representasi grafis dari proses klasifikasi kedua algoritma tersebut dari sudut pandang *threshold/feature space* dan terbagi ke dalam tiga kelas berbeda dalam gambar satelit.



Gambar 2.1. (a) Parallelepiped (b) Minimum distance [6].

Algoritma paralelepiped menetapkan pixel x ke kelas A jika SV-nya (*spectral value*) masuk ke dalam daerah domain dari kelas tersebut di dalam N band berbeda yang mempertimbangkan nilai *centroid* dan *dispersion range*, seperti yang diperlihatkan formula di bawah ini

$$CV_{A,n} - DR_{A,n} \leq SV_{A,n} \leq CV_{A,n} + DR_{A,n} \quad (1)$$

Dimana

$CV_{A,n}$ nilai *centroid* dari kelas A di dalam band n

$DR_{A,n}$ *dispersion range* dari kelas A di dalam band n

$SV_{A,n}$ nilai spektral dari pixel x di dalam band n

$n = 1, 2, \dots, N$ band dari gambar satelit

Algoritma paralelepiped mempunyai kerugian yaitu beberapa pixel bisa tidak terklasifikasi setelah proses karena *digital value*-nya tidak dalam *range* semua kelas. Dapat juga terjadi pixel yang salah terklasifikasi ke beberapa kelas.

Algoritma minimum distance menetapkan pixel x ke kelas A dengan jarak Euclidean spektral yang terpendek dengan memperhatikan *centroid*-nya yang memperhitungkan N band berbeda yang terlibat dalam proses klasifikasi, seperti yang diperlihatkan formula di bawah ini:

$$d_{x,A} = \sqrt{\sum_{n=1}^{N_{bands}} (SV_{A,n} - CV_{A,n})^2} \quad (2)$$

Dimana

$d_{x,A}$	jarak antara pixel x dan kelas A
$CV_{A,n}$	nilai <i>centroid</i> dari kelas A di dalam band n
$SV_{A,n}$	nilai spektral dari pixel x di dalam band n
$n = 1, 2, \dots, N$	band dari gambar satelit

Setelah semua jarak antara pixel dan kelas telah dihitung, algoritma ini akan menetapkan pixel menuju ke kelas terdekat menggunakan formula:

$$Kelas(x) = \{A \vee d_{x,A} = minimum\} \quad (3)$$

Algoritma minimum distance mempunyai kerugian yaitu menjadi rentan terhadap *commission error* (menetapkan pixel ke kelas yang salah) karena perbedaan dari kelas satu terhadap kelas lainnya tidak ditetapkan di dalam proses klasifikasi.

Kerugian-kerugian tersebut dapat diatasi dengan penggunaan *cellular automata* yang menggunakan data kontekstual dalam perhitungan tidak hanya nilai spektral dari pixel tetapi juga pixel-pixel di sekitarnya. Penelitian ini fokus pada bagaimana dua algoritma *supervised* ini bisa ditingkatkan hasilnya menggunakan teknik-teknik dari *cellular automata* dan *fuzzy*.

2.2. Klasifikasi dengan Cellular Automata

Dalam penelitian ini akan dilakukan metodologi baru untuk mengimplementasikan algoritma klasifikasi *supervised* dari gambar satelit yang mengklasifikasi pixel-pixel gambar berdasarkan baik data spektral maupun kontekstual dari setiap pixel, dan terdapat pula hasil klasifikasi *hierarchical* yang terbagi ke dalam level-level hirarki dari derajat keanggotaan

pada setiap kelasnya. Oleh karena itu, ACA meningkatkan hasil yang didapatkan oleh algoritma klasifikasi lainnya yang telah dijelaskan sebelumnya.

Hal-hal yang perlu diperhitungkan dalam penelitian ini adalah hubungan antara cellular automata dengan elemen dasar dari proses umum klasifikasi *supervised* gambar satelit.

1. Setiap pixel dari gambar satelit bersesuaian dengan sel tertentu dari cellular automata.
2. Setiap kelas yang berbeda dari proses klasifikasi diwakili oleh *state* tertentu dari cellular automata.
3. Lingkungan dari setiap sel bisa terdiri dari 4 pixel terdekat, 8 sel terdekat, atau bahkan 24 pixel terdekat untuk membuat secara khusus proses klasifikasi final.
4. Fungsi transisi f harus benar mengklasifikasi setiap pixel gambar berdasarkan pada fitur dari sel saat ini dan lingkungannya, menggunakan campuran data spektral dan kontekstual untuk meningkatkan hasil yang didapatkan oleh algoritma klasifikasi klasik.

Analisis expert untuk gambar satelit harus membangun sifat yang diinginkan untuk ACA melalui definisi *state* dan *rule* dari cellular automata untuk mengatur proses klasifikasi dan membuat khusus proses klasifikasi final. Dalam penelitian ini, diimplementasikan versi ACA yang mempunyai tujuan sebagai berikut.

1. Tujuan #1. Meningkatkan tingkat akurasi yang didapatkan oleh algoritma klasifikasi *supervised* paralelepiped dan minimum distance dengan artian informasi kontekstual untuk menghindari kesalahan klasifikasi *uncertain pixel* atau *noisy pixel*. ACA harus mengklasifikasi pixel yang bermasalah, dengan memperhitungkan tidak hanya data spektralnya (ambigu untuk *uncertain pixel*, salah untuk *noisy pixel*) tetapi juga data kontekstual tetangganya untuk meningkatkan tingkat akurasi klasifikasi final. Dengan tujuan ini, ACA harus menggabungkan tiga teknik ke dalam satu algoritma: proses pre-klasifikasi (eliminasi *noisy pixel*), proses klasifikasi *supervised* dan proses post-klasifikasi (pemurnian *uncertain pixel*).
2. Tujuan #2. Mendapatkan klasifikasi *hierarchical* yang terbagi ke dalam layer-layer hirarki dari derajat kenggotaan untuk setiap kelas. ACA harus mengklasifikasikan hanya pixel-pixel yang di dalam jarak spektral maksimum dalam *feature space* dengan memerhatikan pusat dari kelas yang bersesuaian dengannya, dan jarak tersebut harus meningkat dalam setiap iterasinya. Dengan demikian, layer pertama menawarkan lebih banyak reliabilitas dari pada layer terakhir karena pixel-pixel pada layer pertama lebih dekat secara spektral terhadap kelasnya, dan mereka mempunyai derajat keanggotaan yang lebih tinggi. Hasil ini bisa sangat berguna untuk interpretasi selanjutnya dari hasil yang dibuat oleh analisis expert.



3. Tujuan #3. Mendapatkan daftar dari *uncertain pixel* dan *noisy pixel* secara detail, yang bisa berguna jika proses klasifikasi mengalami kegagalan bahkan ketika menggunakan teknik kontekstual, dan mendapatkan daftar dari pixel-pixel yang menentukan tepian spasial dari kelas-kelas pada gambar, membandingkan kelas setiap pixel dengan kelas tetangganya melalui *rule* cellular automata. Dengan cara ini, mudah untuk menentukan tepian spasial dari kelas-kelas pada gambar karena, jika kelas dari suatu pixel berbeda dari tetangganya, pixel ini adalah tepian spasial dari kelasnya dalam gambar tersebut. Sebaliknya, jika kelas dari suatu pixel sama dengan semua kelas-kelas dari tetangganya, pixel ini disebut fokus untuk membedakan dari pixel tepi. Oleh karena itu, dapat dianalisis hasil dari dua perspektif yang berbeda: level spektral (*uncertain pixel* dan *noisy pixel*) dan level spasial (pixel tepi dan pixel fokus).

2.3.1 Definisi Matematis ACA

ACA adalah algoritma yang berdasar pada *multistate* cellular automata, dan setiap sel grid mempunyai tiga *state* yang bebas dan berbeda, yaitu *kelas*, *kualitas* dan *jenis*, yang sesuai dengan tiga tujuan yang telah dijelaskan sebelumnya. *State* pertama, *class*, sesuai dengan kelas di dalam setiap pixel gambar satelit yang terklasifikasi dengan menggunakan tidak hanya nilai spektralnya tetapi juga data kontekstual. *State* ini untuk meningkatkan tingkat akurasi klasifikasi (tujuan #1). *State* kedua, *quality*, mengindikasikan jumlah iterasi cellular automata dalam setiap pixel gambar yang terklasifikasi. *State* ini untuk mendapatkan klasifikasi *hierarchical* berdasarkan pada level hirarki derajat keanggotaan dari setiap kelas (tujuan #2). *State* ketiga, *type*, menyediakan informasi tambahan dan bersesuaian dengan jenis pixel: *uncertain*, *noisy*, *edge* atau *focus*. *State* ini untuk mendapatkan daftar dari *uncertain*, *noisy*, dan *class edge pixel* secara detail. (tujuan #3). Ketiga *state* cellular automata tersebut memiliki nilai sebagai berikut.

1. *State* #1. [*class*] = *spectralClass* (didefinisikan oleh grup *training*) atau *emptyClass* (pixel yang belum terklasifikasi).
2. *State* #2. [*quality*] = $1..numIterations$ (iterasi cellular automata yang menentukan layer hirarki dari derajat keanggotaan setiap kelas; iterasi pertama lebih reliabel dalam hal tingkat akurasi daripada yang terakhir).
3. *State* #3. [*type*] = *uncertain* (*doubtful pixel*), *noisy* (*noisy pixel*), *edge* (*spatial border pixel* dari kelas-kelas) dan *focus* (pixel yang tidak *uncertain*, *noisy* atau *edge*).

State #1. [*class*] dapat diambil dari setiap kelas spektral sebelumnya yang didefinisikan di dalam grup training oleh analis expert atau kelas kosong (*state quiescent*) untuk pixel-pixel yang tidak terklasifikasi. Oleh karena itu, dalam iterasi pertama dari cellular automata,



semua sel tidak memiliki kelas dalam *state* ini. *State #2*. [*quality*] mengambil nilai dari iterasi cellular automata di mana pixel terklasifikasi, nilai antara 1 dan jumlah maksimum dari iterasi. Informasi ini untuk mengetahui pada iterasi ke berapa setiap pixel terklasifikasi, yang mana untuk menghitung derajat keanggotaan dari kelasnya, seperti yang ditunjukkan formula berikut ini:

$$md_{x,A} = \frac{iteration_{A,finish} - iteration_{x,classified(A)}}{iteration_{A,finish}} \quad (6)$$

Dimana

$md_{x,A}$ derajat keanggotaan dari pixel x terhadap kelas A ;
 $iteration_{A,finish}$ iterasi di mana semua pixel kelas A telah terklasifikasi;
 $iteration_{x,classified(A)}$ iterasi di mana pixel x telah terklasifikasi ke dalam kelas A .

State #3. [*type*] dapat mengambil jenis pixel berikut ini: *uncertain, noisy, edge, or focus*. *Rule* cellular automata yang merealisasikan ketiga tujuan dari ACA adalah sebagai berikut.

1. *Rule #1*. Jika jumlah dari *spectralClass* adalah 0 karena pixel saat ini memiliki nilai spektral yang salah:
 $[class] [quality] [type] = \{majority\ class\ of\ the\ neighborhood,\ iteration,\ noisy\}$.
2. *Rule #2*. Jika jumlah dari *spectralClass* adalah 1 dan semua *state* kelas pada lingkungannya adalah *emptyClass* atau sama sebagai kelas saat ini maka:
 $[class] [quality] [type] = \{spectralClass,\ iteration,\ focus\}$.
3. *Rule #3*. Jika jumlah dari *spectralClass* adalah 1 dan setiap *state* kelas pada lingkungannya berbeda dari kelas pixel saat ini maka:
 $[class] [quality] [type] = \{spectralClass,\ iteration,\ edge\}$.
4. *Rule #4*. Jika jumlah dari *spectralClass* lebih besar dari 1 maka:
 $[class] [quality] [type] = \{majority\ class\ of\ the\ neighborhood\ among\ the\ dubious\ classes,\ iteration,\ uncertain\}$.

Setiap *rule* mengidentifikasi satu dari empat jenis pixel dari *state #3*: *rule #1* untuk *noisy pixel*, *rule #2* untuk jenis fokus, *rule #3* untuk jenis edge, dan *rule #4* untuk *uncertain pixel*.

2.3. Penelitian Terkait

Berikut penelitian-penelitian sebelumnya yang relevan dengan penelitian ini.

1. Mojaridi et al [11], melakukan penelitian dengan menggunakan pixel sebagai cellular automata dan map tematik sebagai lingkungan untuk mendesain teknik *self-improving post classification*. Setiap pixel berinteraksi dengan map tematik dalam serangkaian siklus *feedback* berulang. Dalam setiap siklus, pixel memilih sebuah kelas (*action*), yang memicu sebuah respon dari map tematik (lingkungan); respon tersebut dapat berupa *reward* ataupun penalti. Aksi sekarang dan sebelumnya yang dilakukan oleh pixel dan tetangganya mendefinisikan apa yang akan dilakukan untuk aksi selanjutnya. Dengan pembelajaran tersebut, automata (pixel-pixel) mengubah probabilitas kelas dan memilih kelas yang optimal dengan beradaptasi dengan lingkungan.

Eksperimen ini menggunakan dataset dari *Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) imagery*. Hasil eksperimen menunjukkan sebuah peningkatan dalam hal akurasi dari sampel test. Pendekatan yang dilakukan yaitu membandingkan dengan PLR, dengan hasil yang menunjukkan stabilitas yang tinggi dari algoritma dan mengonfirmasi keunggulan dari teknik *current post classification*.

2. Moises Espinola et al [1], membangun sistem multiagent untuk klasifikasi gambar satelit, dengan mendeskripsikan algoritma klasifikasi baru berdasarkan pada cellular automata yang disebut ACA (*Algorithm based on Cellular Automata*). Salah satu keunggulan dari ACA ini adalah menyediakan mekanisme yang menawarkan klasifikasi *hierarchical* yang terbagi ke dalam level-level reliabilitas dengan kualitas akhir yang dioptimalkan melalui teknik kontekstual.

Sistem ini diimplementasikan dan dilakukan eksperimen dalam *framework SOLERES*, dengan dataset *multispectral Landsat image* yang berukuran 301x301 pixel (jumlah pixel 90601). Resolusi spasial setiap pixel adalah 30x30m. Terdapat 77174 pixel yang berhasil diklasifikasi (85%) dalam algoritma minimum distance dan 81599 pixel yang berhasil diklasifikasi (90%) dalam algoritma ACA minimum distance. Hasil eksperimen menunjukkan algoritma yang dikembangkan pada penelitian ini dapat meningkatkan tingkat akurasi dari algoritma minimum distance sekitar 5% dengan confusion matrix, sehingga hasil akhir yang didapatkan mampu meningkatkan kualitas klasifikasi.

3. Moises Espinola et al [6], membuat sebuah metodologi baru untuk mengimplementasikan algoritma klasifikasi supervised untuk gambar satelit (ACA) yang mengklasifikasi pixel-pixel gambar berdasarkan baik itu data spektral maupun data

kontekstual dari setiap pixel, dan juga menyediakan hasil klasifikasi hirarki yang terbagi ke dalam level-level hirarki derajat keanggotaan untuk setiap kelasnya. Aplikasi dari ACA untuk klasifikasi gambar satelit ini bertujuan untuk mencapai tiga *objective*, yaitu: untuk meningkatkan tingkat akurasi klasifikasi menggunakan teknik-teknik kontekstual, untuk membangun klasifikasi hirarki berdasarkan pada derajat keanggotaan kelas, dan untuk mendeteksi pixel *edge*, *uncertain* dan *noisy*.

Hasil dari penelitian ini dinyatakan tervalidasi sebagai teknik yang dapat meningkatkan hasil klasifikasi gambar satelit, yang secara sukses mencapai tiga *objective* tersebut. Pertama, tingkat akurasi klasifikasi ACA sangat tinggi dengan kompleksitas klasifikasi yang rendah, sedang dan tinggi. Kedua klasifikasi hirarki ACA berhasil mengklasifikasi pixel *uncertain* pada iterasi terakhir dengan bantuan informasi kontekstual sehingga berhasil meningkatkan hasil akhir. Ketiga, algoritma ini juga menyediakan pendeteksian tepian spasial dari kelas-kelas di dalam gambar satelit, yang bisa lebih berguna dalam analisis dan interpretasi hasil nantinya, sehingga para expert bisa mendeteksinya lebih mudah.

3. Metode dan Pembahasan

3.1. Tahapan Penelitian

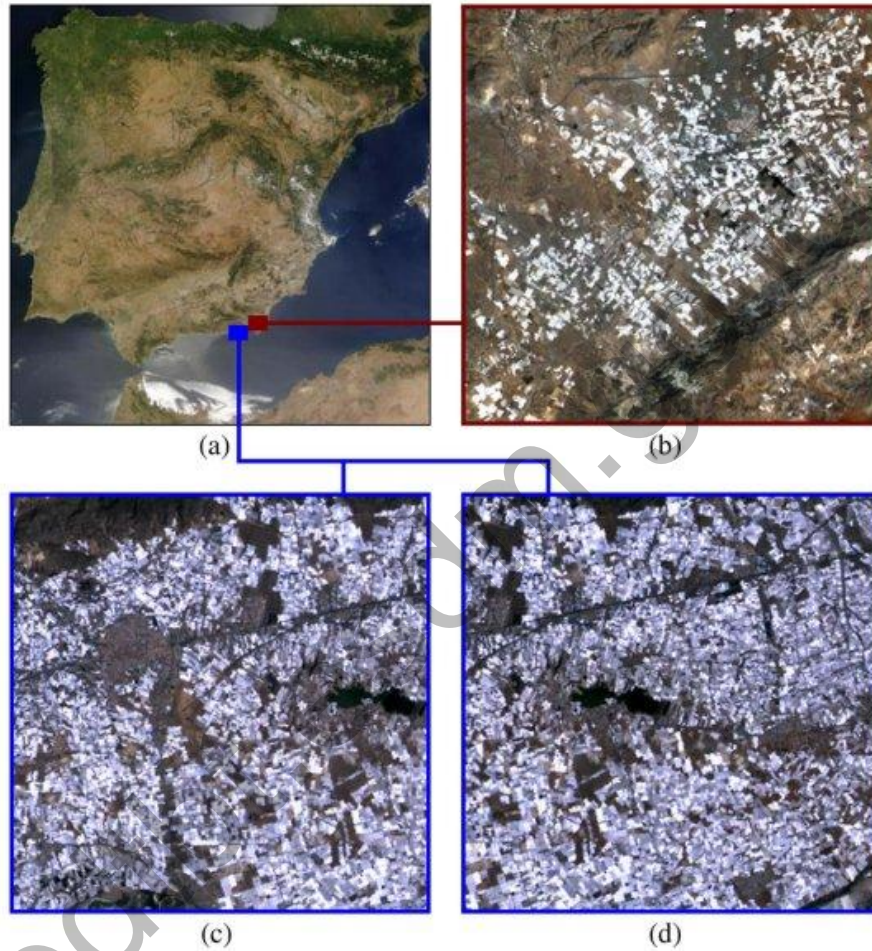
Penulisan artikel yang akan dilakukan ini meliputi empat tahapan yaitu studi literatur, perancangan metode, pengumpulan dan persiapan data dan kesimpulan.

Pada awal penulisan artikel ini penulis mencari dan mempelajari penelitian-penelitian sebelumnya yang terkait dan sudah terpublikasi untuk memahami cellular automata, algoritma klasifikasi klasik untuk gambar satelit dan secara khusus mempelajari ACA lebih dalam. Pada tahap ini juga penulis mempelajari apa yang sudah dikerjakan pada penelitian sebelumnya yang terkait penelitian ini agar tidak mengulangi apa yang sudah diteliti dan mendapatkan area kontribusi terhadap bidang terkait beserta batasan-batasannya.

Setelah memahami lebih mendalam mengenai cellular automata, algoritma klasifikasi klasik untuk gambar satelit dan ACA, penulis memperinci algoritma-algoritma yang digunakan dalam pembuatan sistem pada penelitian-penelitian sebelumnya, untuk kemudian dijadikan acuan dalam perancangan prototipe sistem yang akan dibangun pada penelitian selanjutnya. Pada tahap ini juga dilakukan pemilihan bahasa pemrograman yang dipakai, pencarian *framework/tool* yang bisa membantu.

Untuk melakukan penelitian yang berdasarkan pada konsep dari artikel ini, diharapkan dataset yang digunakan seperti pada 3 gambar satelit Landsat TM multispektral dengan 7 band

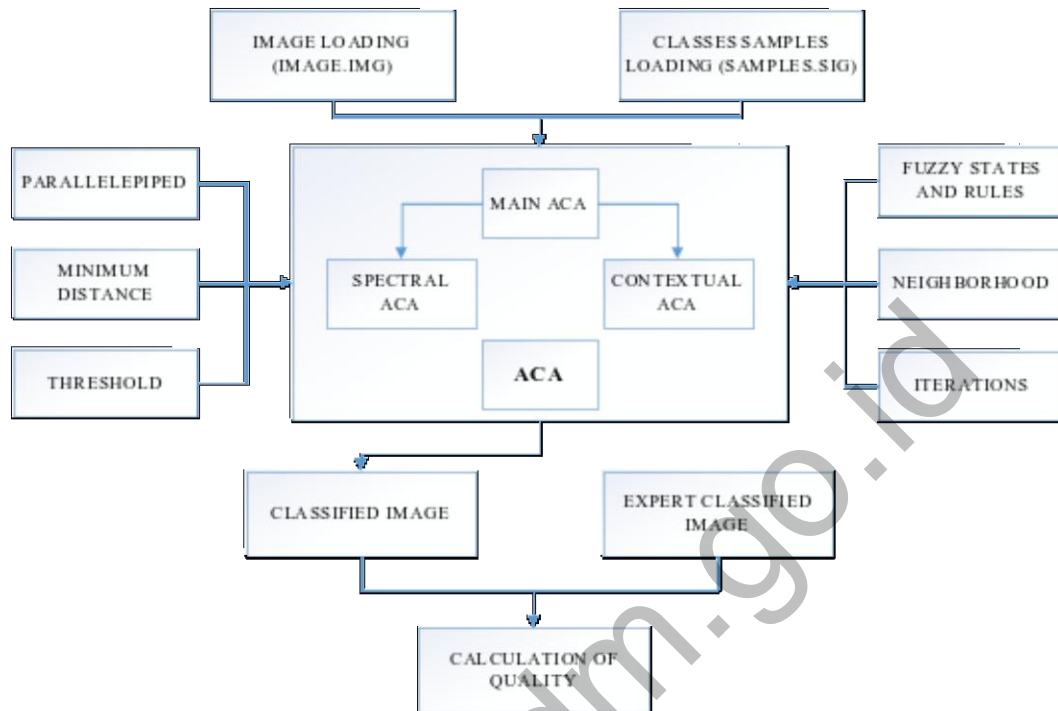
di bawah ini. Studi area yang digunakan sebagai contoh tersebut berada di daerah Nijar, El Ejido barat dan El Ejido timur, tiga daerah di Almeria, Spanyol tenggara. Gambar-gambar dari satelit tersebut diharapkan ukurannya berkisar 400 x 400 pixel (total 160.000 pixel), dengan 30 x 30 m resolusi spasial.



Gambar 3.1. (a) Studi area di Almeria, Spanyol (April 2003). (b) Nijar. (c) El Ejido barat. (d) El Ejido timur. [6].

Terakhir, pada proses pembuatan artikel ini adalah menarik kesimpulan dari hasil analisa studi-studi terkait yang telah dilakukan sebelumnya. Di tahap ini juga penulis menganalisis hal-hal yang perlu diperbaiki atau ditelaah lebih jauh sehingga dapat dilakukan penelitian lebih lanjut untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih baik.

3.2. Arsitektur ACA



Gambar 3.2. Arsitektur ACA [6].

Arsitektur ACA tersusun atas dua unsur utama, seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 3 berikut ini.

Pertama, *Classification with cellular automata (ACA)*. ACA mempunyai delapan parameter sebagai argument input dan menghasilkan satu output: gambar yang terklasifikasi. Dari delapan parameter input, terdapat dua yang berhubungan dengan gambar aslinya: fungsi untuk memuat gambar, dimana memuat gambar satelit (*image.img*), dan fungsi untuk memuat sampel kelas, yang memuat sampel-sampel dari setiap kelas yang dipilih oleh analis expert (*samples.sig*). Dengan dua komponen itu, ACA disiapkan untuk membuat sebuah klasifikasi supervised, meskipun itu berdasarkan pada hasil-hasil sebelumnya yang didapatkan dengan memodifikasi algoritma klasifikasi klasik (paralelepiped atau minimum distance) melalui threshold. ACA mengubah sifat dari klasifier tersebut dengan menggunakan cellular automata, menambahkan parameter *fuzzy states and rules*, *neighborhood* dan iterasi. Pengguna bisa mengkonfigurasi parameter *neighborhood* dan iterasi dari cellular automata sebelum proses klasifikasi untuk mengatur sifat dari cellular automata terhadap area studi dan membuat secara khusus hasil final dari proses klasifikasi.

Kedua, *Calculation of quality*. Algoritma ini memakai dua parameter sebagai argument input: Gambar yang terklasifikasi melalui ACA (*classified image*) dan gambar yang terklasifikasi melalui seorang expert (*expert classified image*). Hasil dari algoritma ini berupa

confusion matrix antara dua gambar tersebut, yang menunjukkan suatu indeks dari tingkat akurasi dalam proses klasifikasi *cellular automata*, dan menyediakan daftar pixel-pixel yang terklasifikasi tidak benar, yang menghubungkan kelas yang benar (hasil kerja *expert*) ke kelas dimana pixel tersebut terklasifikasi (hasil klasifikasi *ACA*).

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil studi literatur dan pembahasan yang telah dilakukan sebelumnya, maka dapat disimpulkan bahwa penelitian selanjutnya yang akan dilakukan dapat memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik dibandingkan dengan *ACA* pada penelitian sebelumnya, yang mana dapat meningkatkan akurasi pada klasifikasi *ACA* baik dengan kompleksitas klasifikasi yang rendah, sedang maupun tinggi. Dan juga dapat meningkatkan keberhasilan dalam mengklasifikasi *noisy*, *uncertain*, *edge* dan *focus pixel*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Espinola *et al.* "ACA multiagent system for satellite image classification," in *Proc. PAAMS*, vol. 157, *AISC*, 2012, pp. 93-100.
- [2] W.G. Rees, *Physical Principles of Remote Sensing*, 2nd ed. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2001.
- [3] E. Chuvieco and A. Huete, *Fundamental of Satellite Remote Sensing*. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2010.
- [4] N. Kowsuwan and P. Kanongchaiyos, "3D cloud animation using CA based method," in *Proc. ISPACS*, 2009, pp. 387-392.
- [5] A. Riener *et al.*, "Modular simulation-based physical and emotional assessment of ambient intelligence in traffic," *IEEE Trans. Hum.-Mach. Syst.*, vol. 44, no. 2, pp. 286-292, Apr. 2014.
- [6] M. Espinola *et al.*, "Contextual and Hierarchical Classification of Satellite Images based on Cellular Automata," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 53, no. 2, pp. 795-809, Feb. 2015.
- [7] Y. Bi, Y. Zhang, and Y. Chen, "Image classification method based on cellular automata transforms," in *Proc. WCICA*, 2006, pp. 10058-10062.
- [8] E. Sarhan, E. Khalifa, and A. M. Nabil, "Post classification using cellular automata for Landsat images in developing countries," in *Proc. ICIP*, 2011, pp. 1-4.
- [9] P. Mather and B. Tso, *Classification Methods for Remotely Sensed Data*, 2nd ed. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2009.



- [10]J. Kari, "Theory of cellular automata: A survey," *Theor. Compt. Sci.*, vol. 13, no. 2, pp. 294-307, Mar. 2014.
- [11]Mojaridi, B., Lucas, C., Varshosaz, M., "Using learning cellular automata for post classification satellite imagery," in *Proc. IAPRSSIS*, vol. 35, no. 4, pp. 991-995, 2004.

batbt.esdm.go.id