

KLASIFIKASI DAERAH TERCEMAR LIMBAH ACID SLUDGE MENGUNAKAN METODE SPECTRAL MIXTURE ANALYSIS BERBASIS DATA LANDSAT 8 (CLASSIFICATION OF ACID SLUDGE WASTE CONTAMINATED AREA USING SPECTRAL MIXTURE ANALYSIS METHOD BASED ON LANDSAT 8 DATA)

Nanik Suryo Haryani¹, Sayidah Sulma, Junita Monika Pasaribu, Hana Listi Fitriana
Pusat Pemanfaatan Penginderaan Jauh
Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional
Jl. Kalisari Lapan No. 8, Pekayon, Pasar Rebo, Jakarta Timur 13710, Indonesia
¹e-mail: naniksuryo@yahoo.com

Diterima 9 April 2015; Direvisi 18 Mei 2015; Disetujui 21 Mei 2015

ABSTRACT

The existence waste materials in an area potentially triggers the contamination, and in turns will damages the environment particularly in the vicinity of waste disposal location. This research is aimed to analyze the acid sludge waste contaminated area using the remote sensing satellite Landsat 8. The applied methodology for analyzing the spectral of contaminated area is using spectral mixture analysis method. The result shows that the spectral analysis using this method with spectral reference based on endmember images convey the better output. This is caused by the availability of the SWIR wave length in Landsat 8. The SWIR wave length is sensitive against a highly contaminated substance like as sand and sludge, and contains the fraction of low non contaminated substance like as vegetation. Further the index classification based on images endmember shows the result which matching better to the field condition. Based on accuration review, the result shows the classification accuracy based on this index as 62.5 %.

Key words: *Contamination, Acid sludge, Spectral mixture analysis, Endmember, Landsat 8*

ABSTRAK

Permasalahan limbah di suatu daerah dapat mengakibatkan terjadinya pencemaran, yang selanjutnya akan merusak lingkungan terutama lingkungan yang ada di sekitar pembuangan limbah tersebut. Penelitian ini bertujuan menganalisis daerah tercemar limbah *acid sludge* menggunakan data satelit penginderaan jauh Landsat 8. Metode yang digunakan untuk analisis spektral daerah tercemar menggunakan metode klasifikasi *Spectral Mixture Analysis*. Hasil yang diperoleh bahwa analisis spektral menggunakan metode ini dengan spektral referensi berdasarkan *endmember* citra memberikan hasil lebih baik. Hal ini disebabkan adanya panjang gelombang SWIR pada Landsat 8. Panjang gelombang SWIR sensitif terhadap fraksi dari unsur tercemar yang tinggi seperti pasir dan *sludge*, serta memiliki fraksi dari unsur tidak tercemar yang rendah seperti vegetasi. Selanjutnya dengan klasifikasi indeks berdasarkan *endmember* citra memperlihatkan hasil yang lebih sesuai dengan kondisi di lapangan. Berdasarkan perhitungan akurasi, diperoleh tingkat akurasi pengkelasan berdasarkan indeks ini sebesar 62,5 %.

Kata kunci: *Pencemaran, Acid sludge, Spectral mixture analysis, Endmember, Landsat 8.*

1 PENDAHULUAN

Kegiatan yang mengakibatkan pencemaran limbah baik sengaja maupun tidak sengaja dapat membahayakan kehidupan manusia

maupun habitat lingkungan hidup lainnya yang berada di daerah tercemar. Oleh karena itu, kegiatan deteksi kondisi lahan yang tercemar limbah sangat penting dilakukan untuk

antisipasi dan penanganan dini. Hal ini juga dijelaskan dalam PP No. 74 Tahun 2001, bahwa definisi limbah Bahan Berbahaya dan Beracun (B3) adalah bahan yang karena sifat dan atau konsentrasinya dan atau jumlahnya, baik secara langsung maupun tidak langsung, dapat mencemarkan dan atau merusak lingkungan hidup, dan atau membahayakan lingkungan hidup, kesehatan, kelangsungan hidup manusia serta makhluk hidup lainnya.

Lahan tercemar limbah B3 dengan jenis limbah *acid sludge* yang terjadi di Balikpapan – Indonesia, berasal dari bahan buangan atau sisa pengolahan pabrik lilin yang merupakan sisa akhir dari tambang minyak bumi (Pertamina, 2011; Pertamina, 2012). Pada lokasi ini telah dilakukan penelitian deteksi limbah *acid sludge* menggunakan data satelit penginderaan jauh dengan menggunakan metode *red edge*. Metode ini masih sulit diterapkan untuk data resolusi spektral menengah seperti Landsat (Haryani *et al.*, 2014). Penelitian lebih lanjut menggunakan metode klasifikasi *Spectral Mixture Analysis* (SMA). Keunggulan metode klasifikasi SMA adalah memberikan informasi tutupan lahan sampai pada tingkat subpiksel secara kuantitatif sehingga dapat memecahkan permasalahan keberadaan piksel campuran atau satu piksel dimungkinkan terdapat lebih dari satu obyek (Pascari *et al.*, 2013).

Penelitian yang terdahulu melakukan pengkajian metode mengklasifikasikan spektrum hasil pengukuran *to reference endmember spectra* berdasarkan seberapa dekat spektrum yang diobservasi dan spektrum referensi (Kruse *et al.*, 1990). Teknik ini relatif sensitif terhadap efek cahaya yang disebabkan oleh kondisi atmosfer atau perbedaan sudut daun terhadap sudut lensa spektrometer (Sohn and Rebello, 2002). Pada wilayah yang terdegradasi biasanya beberapa fenomena dan obyek

bercampur sehingga lebih sulit untuk diidentifikasi dari data satelit (Souza *et al.*, 2003). Slonecker (2010), meneliti mengenai masalah lingkungan yang mempengaruhi kehidupan ekologi dan manusia yang disebabkan oleh pembuangan limbah B3 dari pertanian, industri, dan aktivitas pertambangan, Limbah B3 ini berupa logam berat, hidrokarbon dan bahan kimia lainnya.

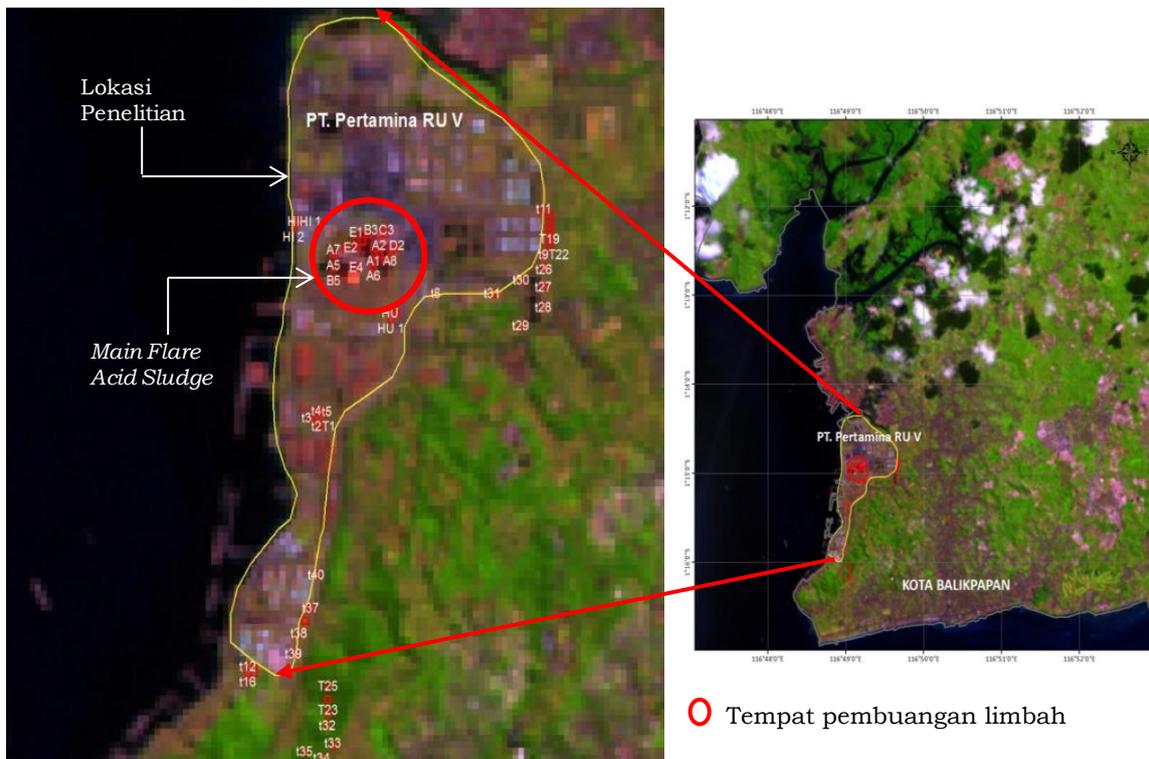
Penelitian pengembangan model pemantauan limbah B3 dalam hal ini *acid sludge* dapat digunakan untuk memetakan daerah yang terkontaminasi di perusahaan minyak seperti Pertamina dan perusahaan minyak lainnya. Penelitian ini juga dapat dimanfaatkan untuk pengujian lahan terkontaminasi setelah dilakukan pemulihan lahan oleh suatu perusahaan, sehingga Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan dapat menilai atau mengontrol kegiatan yang dilakukan. Penelitian ini juga diharapkan dapat dimanfaatkan untuk pemantauan daerah yang tercemar limbah B3.

Tujuan penelitian ini untuk melakukan klasifikasi daerah tercemar limbah *acid sludge* menggunakan metode SMA menggunakan data Landsat 8. Berdasarkan perbedaan nilai spektral dari citra tersebut, diharapkan dapat dideteksi daerah yang tercemar dan daerah yang tidak tercemar limbah *acid sludge*.

2 METODOLOGI

2.1 Data

Penelitian ini menggunakan data Landsat 8 multi temporal yaitu data 2013 – 2014 yang seluruh datanya berjumlah 5 (lima) *scene*, dengan *path/row* 116/061 yang merupakan daerah Balikpapan, Kalimantan Timur. Data Landsat 8 yang digunakan untuk penelitian adalah data Juni 2013, Juli 2013, Agustus 2013, November 2013, dan Februari 2014.



Gambar 2-1: Daerah penelitian Balikpapan, Kalimantan Timur

2.2 Lokasi Penelitian

Lokasi penelitian berada di pembuangan limbah *Main Flare Refinery Unit V* Pertamina di Balikpapan, Kalimantan Timur. Adapun lokasi penelitian seperti pada Gambar 2-1 di atas. Pada Gambar 2-1 terdapat lingkaran warna merah yang merupakan lokasi tempat pembuangan limbah *acid sludge* atau *main flare acid sludge*.

2.3 Metode Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah SMA. Pada SMA ini fraksi *endmember* di-interpretasi dari *Digital Number* (DN), sehingga dapat lebih mempresentasikan kondisi yang ada di lapangan. Pada klasifikasi penutup lahan, nilai piksel perlu dikalibrasi menjadi reflektansi sehingga dapat dianalisis sebagai referensi *endmember*. Sedangkan piksel yang bercampur (*mixed pixel*) dan konsep proporsi *endmember* diketahui pada tahap awal studi dari citra multispektral (Horowitz et al., 1971).

Metode SMA merupakan suatu alat analisis. Beberapa citra dikalibrasi menjadi reflektan dan piksel-piksel yang

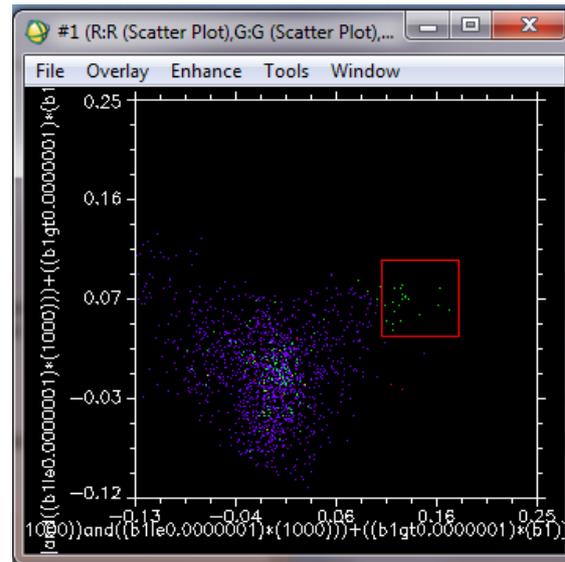
dimodelkan sebagai potensi pencampuran dari spektral lapangan atau laboratorium. Tahap pertama yang dilakukan adalah pemilihan *endmember* citra, kemudian diperoleh referensi *endmember* setelah semua spektral kanal dikalibrasi menjadi reflektansi. Keunggulan penggunaan metode SMA dapat memberikan informasi secara detail sampai dengan tingkat subpiksel secara kuantitatif dari tutupan lahan, sehingga dengan penggunaan metode SMA ini dapat menjadi solusi adanya piksel campuran, karena dalam satu piksel terdapat lebih dari satu obyek. Terjadinya pencampuran obyek dalam satu piksel disebabkan oleh sifat dari limbah *acid sludge* yang muncul di permukaan tanah yang bersifat tidak merata, meleleh dan selanjutnya mengeras berwarna hitam seperti aspal, sehingga kondisi di lapangan dalam ukuran satu piksel (30 m x 30 m) dapat terdiri atas beberapa obyek yaitu berupa *sludge*, pasir, lahan terbuka dan vegetasi rumput.

Endmember adalah nilai spektra yang mewakili material di permukaan bumi (Adams & Gillespie, 2006). Pada

beberapa literatur menyebutkan bahwa seleksi *endmember* sebuah citra dapat dilakukan melalui (Curtis & Bateson, 1996): a) Spektra *pixel* pada suatu citra; b) Referensi spektra *endmember* hasil pengukuran laboratorium atau di lapangan (Boardman, 1990); c) Melalui metode dua tahap yang memodelkan spektral dengan *endmember* yang diseleksi dari citra untuk selanjutnya digunakan sebagai kombinasi referensi *endmember* (Smith *et al.*, 1990; Robert *et al.*, 1993); d) Melalui metode otomatis untuk membuat *endmember* dari *eigenvektor* dengan order tingkat tinggi dari PCA atau *Principal Component Analysis* (Boardman, 1993).

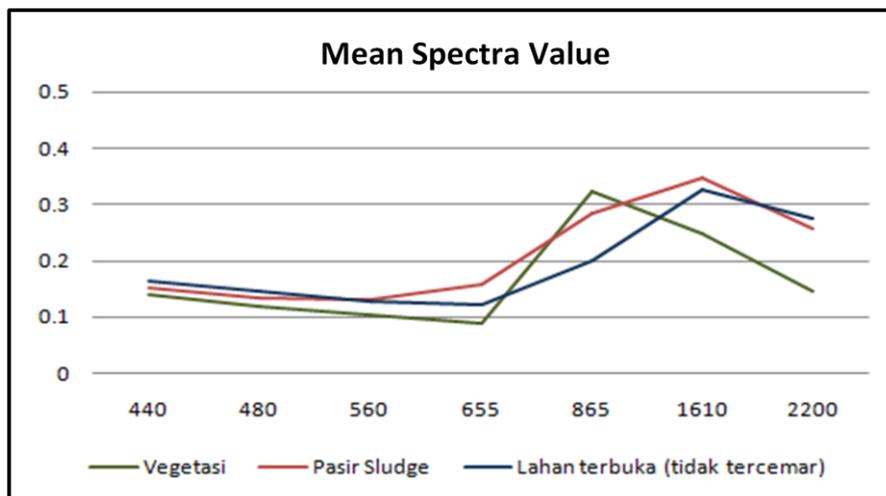
Pembuatan *endmember* dalam penelitian ini menggunakan teknik PCA. Pertama membuat tampilan baru PCA *band* dari citra yang dihasilkan *scatter plot* kemudian dipilih *endmember*-nya. Contoh Gambar 2-2 di bawah ini merupakan hasil dari *scatter plot* dari PCA *band* 2 dan PCA *band* 3, kemudian mengidentifikasi potensial *endmember* yang akan digunakan. Pada Gambar 2-2 ditunjukkan *scatter plot* yang diberi tanda kotak berwarna merah itu menunjukkan potensial *endmember* yang dipilih. *Scatter plot* yang dipilih sebagai kandidat *endmember* terletak di simpul atau ujung dari *scatter* tersebut (Jonson *et al.*, 1985). Pada penelitian ini *endmember* yang digunakan untuk

masukkan dalam klasifikasi SMA adalah vegetasi, pasir *sludge* dan lahan terbuka.



Gambar 2-2: Scatter plot dari PCA 2 dan PCA 3

Hasil ekstraksi spektral *endmember* dari citra berdasarkan analisis PCA. *Endmember* diperoleh dari ekstraksi PCA *band* 2 dan PCA *band* 3, PCA *band* 2 dan PCA *band* 4, dan PCA *band* 4 dan PCA *band* 5. Analisis rata-rata terhadap masing-masing spektral *endmember* digunakan untuk spektral referensi dalam proses klasifikasi berdasarkan metode SMA. Profil nilai *mean* spektral masing-masing obyek dari *endmember* citra disajikan dalam Gambar 2-3. Nilai rata-rata spektral *endmember* masing-masing obyek selanjutnya menjadi spektral referensi dalam proses klasifikasi metode SMA (Haryani *et al.*, 2015).



Gambar 2-3: Profil spektral obyek dari *endmember* citra (Haryani *et al.*, 2015)

Endmember citra juga dapat dipilih dari *training area* pada citra atau melalui analisis *stepwise* setiap piksel. *Endmember* citra terdiri atas nilai spektral atau *Digital Number* (DN) dimana ketika dicampur akan menghasilkan spektral yang cocok untuk piksel lain di citra tersebut, dengan catatan piksel tersebut ikut dalam proses pencampuran. Sebagai contoh spektral tubuh air berbeda dan asli (bukan campuran), tetapi piksel tersebut tidak dapat digunakan sebagai *endmember* untuk piksel lainnya di dalam citra, karena piksel yang berisi air hanya terdapat secara lokal. *Digital Number* setiap piksel dikonversi ke dalam fraksi *endmember* citra menggunakan formula (2-1) dan memecahkan matriks *pseudoinverse* (Golub and Van Loan, 1989). Fraksi *endmember* dijumlahkan menjadi 1 untuk setiap piksel.

$$DN_1 = \sum_{k=1}^n f_{ik} DN_{ik} + \varepsilon_i \text{ dan } \sum_{k=1}^n f_k = 1 \quad (2-1)$$

Keterangan:

- DN_i : Kode radians pada kanal I setiap piksel
- DN_{ik} : kode radians pada kanal I setiap *endmember* k pada citra
- f_{ik} : fraksi *endmember* k pada setiap citra yang dikalkulasi setiap kanal
- i : nomor kanal
- k : setiap n *endmember* citra
- ε_i : pengingat antara DN yang diukur dan DN yang dimodelkan (*band residual*)

Endmember citra dengan sendirinya akan mendefinisikan kembali sebagai pencampuran dari referensi *endmember* yang diperoleh dari pengukuran laboratorium atau spektral pengukuran lapangan dalam unit reflektan. Referensi *endmember* dipilih dari spektral yang terdapat di area studi serta dari spektral lain yang relevan. *Endmember* citra dideskripsikan dalam *endmember* referensi melalui formula (2-2) berikut ini:

$$DN_{ik} = g'_i \sum_{j=1}^n f_{ijk} R_{ij} + o'_i + \varepsilon_i \text{ dan } \sum_{j=1}^n f_i = 1 \quad (2-2)$$

Keterangan:

- DN_{ik} : kode radians pada kanal i setiap *endmember* k pada citra
- f_{ijk} : fraksi setiap preferensi *endmember* j yang berkontribusi terhadap k yang dikalkulasi setiap kanal
- R_{ij} : reflektansi pada kanal-i untuk setiap referensi *endmember* j
- i : nomor kanal
- k : setiap n *endmember* citra
- ε_i : pengingat antara DN yang diukur dan DN yang dimodelkan (*kanal residual*)
- g'_i : gain kanal i
- o'_i : offset kanal i

Endmember citra kemudian dikalibrasi menjadi reflektansi menggunakan formula (2-3) dengan mengkalkulasi *gain* dan *offset* untuk setiap kanal. Nilai *gain* dan *offset* setiap kanal ada dalam *header file data*. Selanjutnya istilah *endmember* dalam penelitian ini diasumsikan sebagai referensi *endmember*. Residual kanal setiap piksel dikalkulasi berdasarkan selisih antara DN yang diukur dengan DN yang dimodelkan pada setiap kanal. Residual semua kanal dijumlahkan sebagai *RMS error*. Model dijustifikasi sebagai model yang baik jika:

- *Residual* atau *Root Mean Square Error* (RMSE)nya rendah
- Fraksi tidak kurang dari 0 atau lebih besar dari 1

Piksel yang mempunyai *RMS error* tinggi dan fraksinya <0 atau >1 mengindikasikan variasi komposisi yang tidak termodelkan pada suatu *scene*. Model *endmember* yang *simple* diaplikasikan tidak menggambarkan kecocokan semua piksel.

SMA merupakan nilai sebuah spektrum dimodelkan sebagai jumlah fraksi *endmember*. Setiap fraksi *endmember* diberi nilai bobot (Adams et al., 1993; Roberts et al., 1993; Settle and Drake, 1993 dalam Parwati et al., 2012).

$$R_b = \sum_{i=1}^n F_i R_{i,b} + \epsilon_b \quad (2-3)$$

$$\sum_{i=1}^n F_i = 1$$

Keterangan:

R_b = reflektansi kanal-b

R_{i,b} = reflektansi endmember-i pada kanal-b

F_i = fraksi endmember i

ε_b = residual error kanal-b

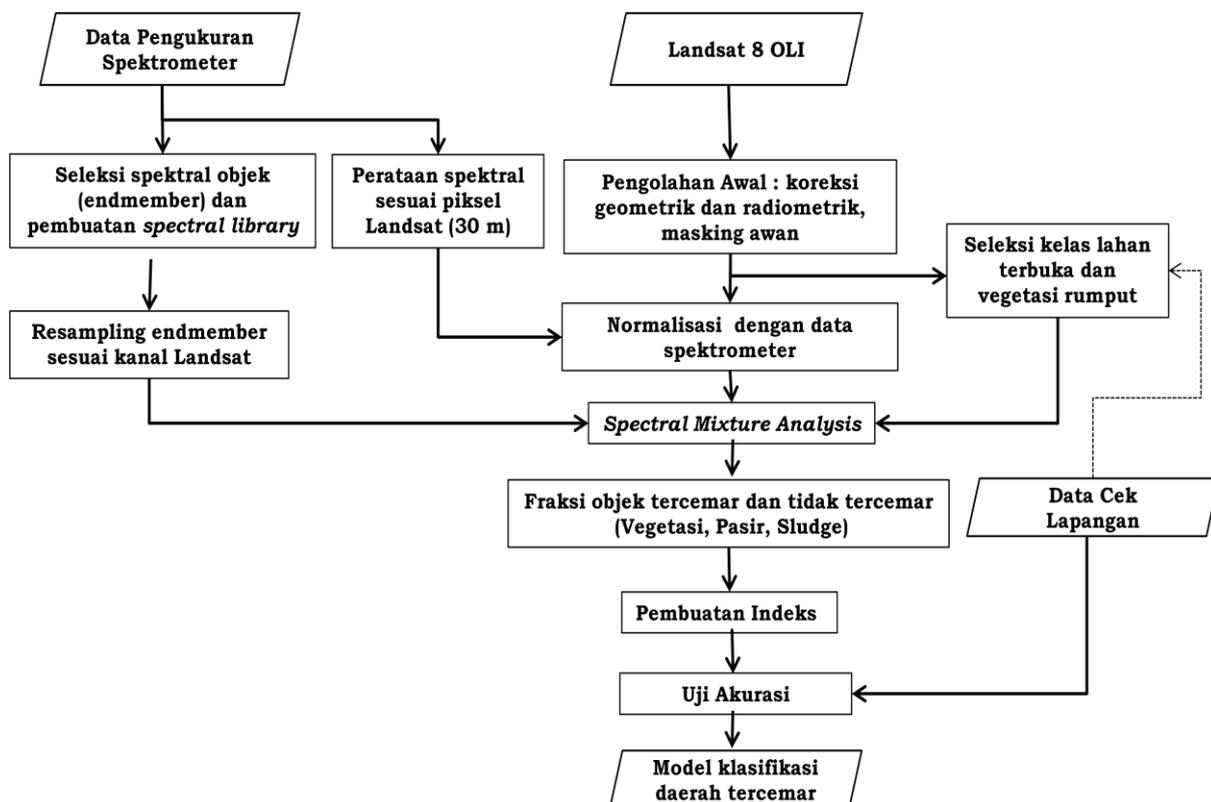
Kesalahan model SMA pada setiap *pixel* di citra dapat dikalkulasi berdasarkan *RMS error* dengan formula (2-4) sebagai berikut:

$$RMS = \left[n^{-1} \sum_{b=1}^n \epsilon_b \right]^{1/2} \quad (2-4)$$

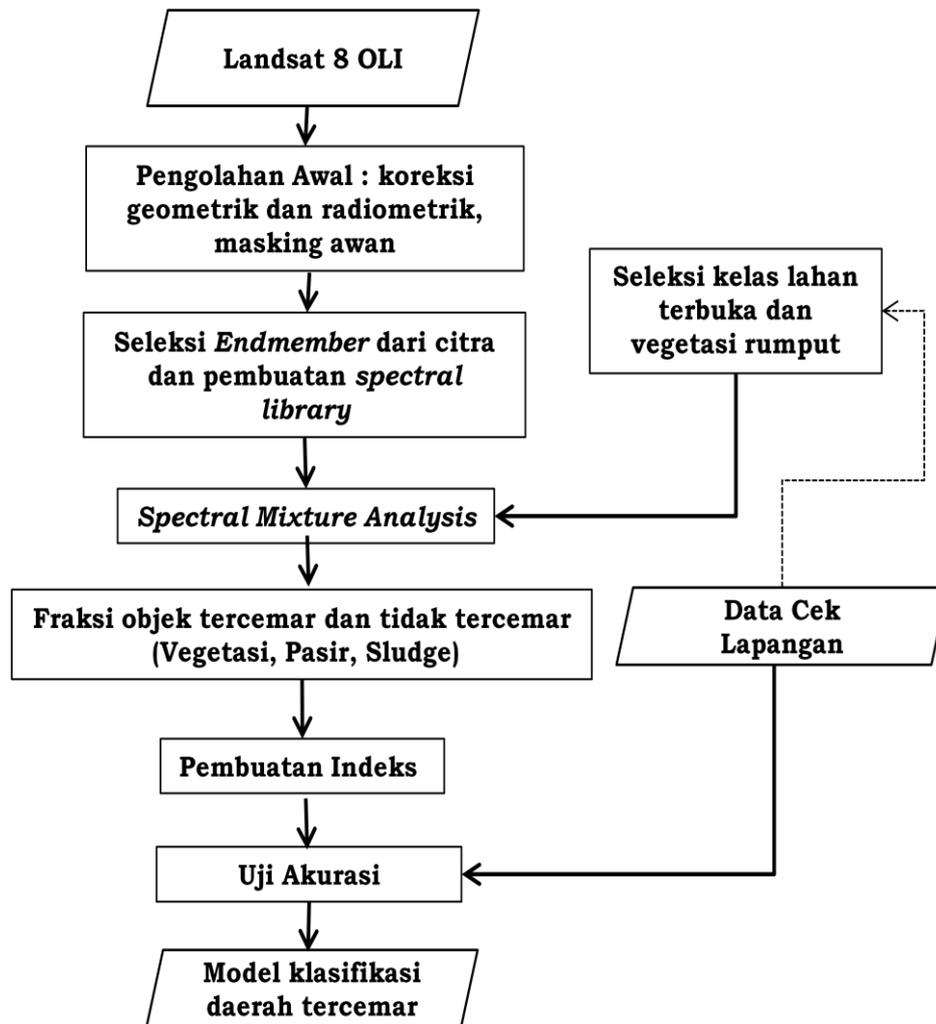
Adapun diagram alir metode SMA menggunakan *Spectral Library* dari

pengukuran spektrometer di lapangan, seperti pada Gambar 2-4.

Pada dasarnya pengolahan metode SMA menggunakan data dari Landsat 8. Dalam penelitian ini untuk deteksi daerah tercemar limbah B3 (*acid sludge*) dalam metode SMA menggunakan *Spectral Library* yang diperoleh dari pengukuran di lapangan dan *Spectral Library* dari citra Landsat tersebut. Normalisasi spektral yang dilakukan berguna untuk mengurangi kesalahan data pada citra, akibat perbedaan kondisi atmosfer pada saat pengukuran menggunakan alat spektrometer di lapangan dengan kondisi saat perekaman data citra Landsat. Nilai spektral dari pengukuran spektrometer dan data Landsat 8 pada *band* 1 sampai dengan *band* 5, terdapat perbedaan beberapa piksel. Perbedaan terjadi terutama pada *band* 1, *band* 2 dan *band* 5, sedangkan pada *band* 3 dan *band* 4 memperlihatkan adanya pola yang sama (Haryani *et al.*, 2015).



Gambar 2-4: Diagram Alir Metode SMA Menggunakan *Spectral Library* dari Pengukuran Spektrometer di Lapangan



Gambar 2-5: Diagram alir metode SMA menggunakan *spectral library* dari citra landsat

Sedangkan diagram alir metode SMA menggunakan *Spectral Library* dari citra Landsat, seperti pada Gambar 2-5.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

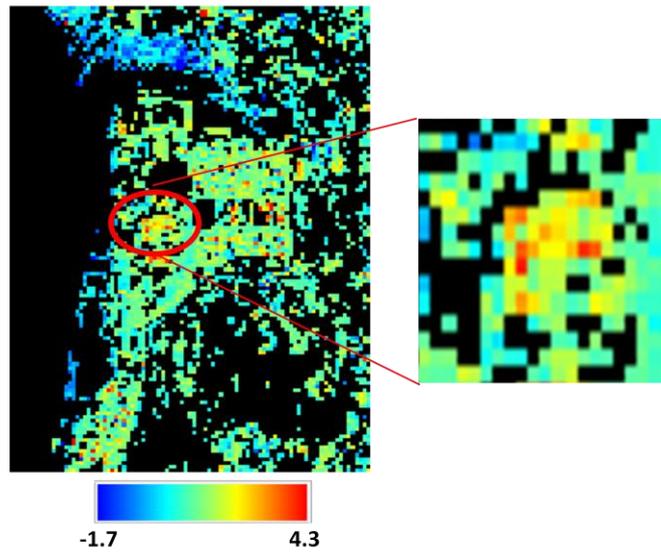
3.1 Klasifikasi SMA Menggunakan Spektral Pengukuran di Lapangan

Berdasarkan metode klasifikasi SMA menggunakan spektral dari data pengukuran spektrometer, diperoleh citra fraksi vegetasi tercemar, vegetasi tidak tercemar, pasir tercemar, pasir tidak tercemar dan *sludge*. Kisaran nilai masing-masing citra berbeda mulai dari -3.7 hingga 4.3. Semakin besar nilai piksel (pada Gambar 3-1 terlihat warnanya semakin merah) menunjukkan kandungan atau persentase suatu fraksi pada piksel tersebut semakin tinggi.

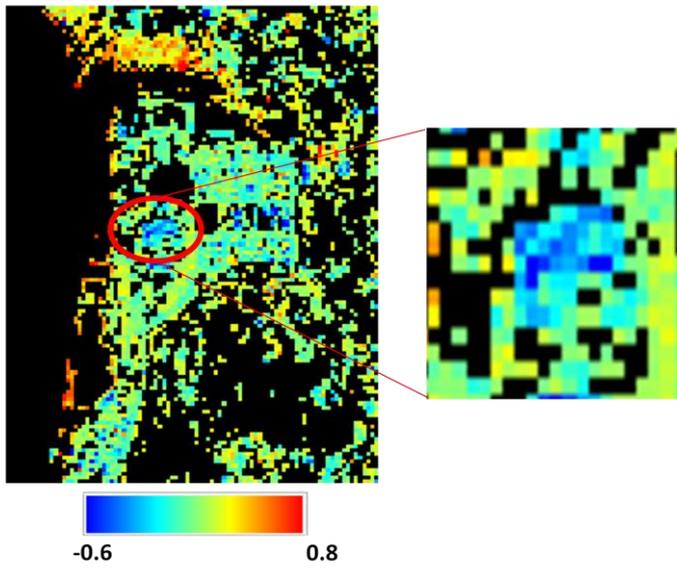
Pada Gambar 3-1 diperlihatkan citra fraksi hasil klasifikasi SMA

menggunakan spektral referensi dari data pengukuran spektrometer. Gambar 3-1a fraksi vegetasi tercemar memiliki nilai yang tinggi (warna piksel merah) dibandingkan sekitarnya, sedangkan Gambar 3-1b fraksi vegetasi tidak tercemar memiliki nilai yang rendah dibandingkan sekitarnya. Fraksi vegetasi pada hasil SMA menggunakan referensi dari spektrometer ini masih sesuai dengan kondisi di lapangan, tetapi untuk fraksi pasir tercemar, pasir tidak tercemar dan fraksi *sludge* terdapat perbedaan. Pasir tercemar dan *sludge* yang seharusnya bernilai tinggi di lokasi tercemar tetapi terlihat rendah. Hal ini menunjukkan bahwa kisaran panjang gelombang pada spektrometer kurang sensitif untuk pengukuran obyek terkena limbah *acid sludge*.

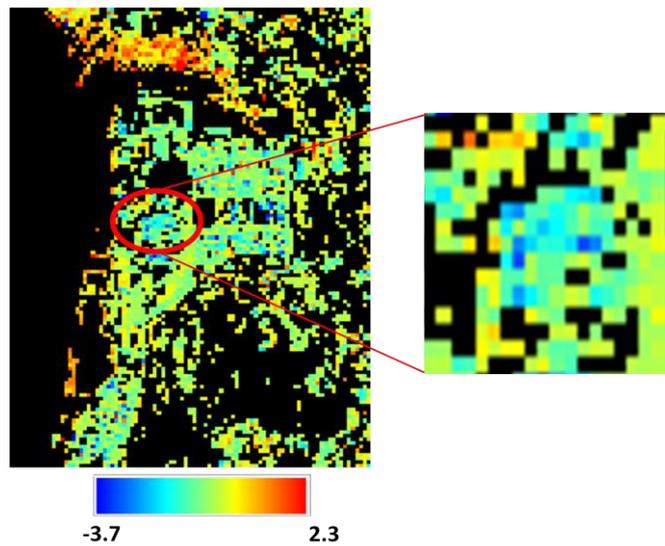
a. Fraksi Vegetasi Tercemar

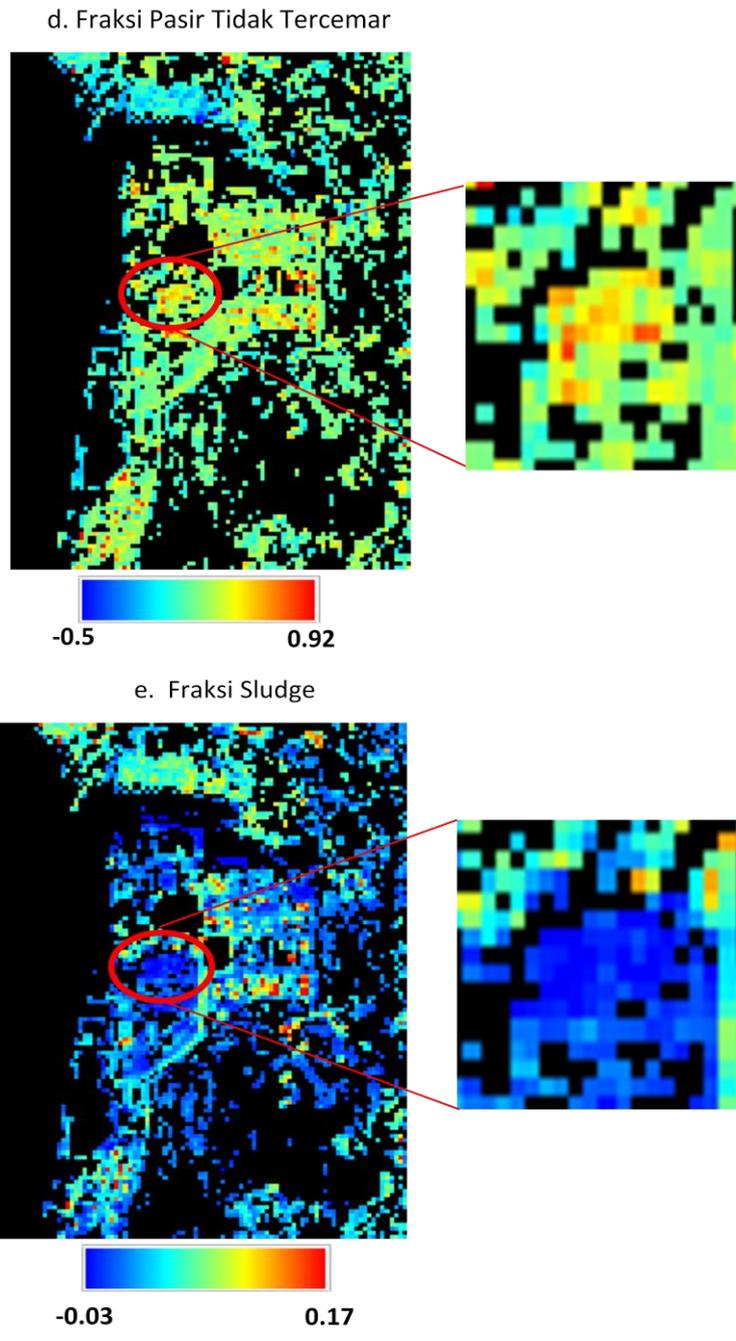


b. Fraksi Vegetasi Tidak Tercemar



c. Fraksi Pasir Tercemar





Gambar 3-1: Fraksi hasil SMA menggunakan spektral referensi dari spektrometer

3.2 Klasifikasi SMA Menggunakan *Endmember* Citra

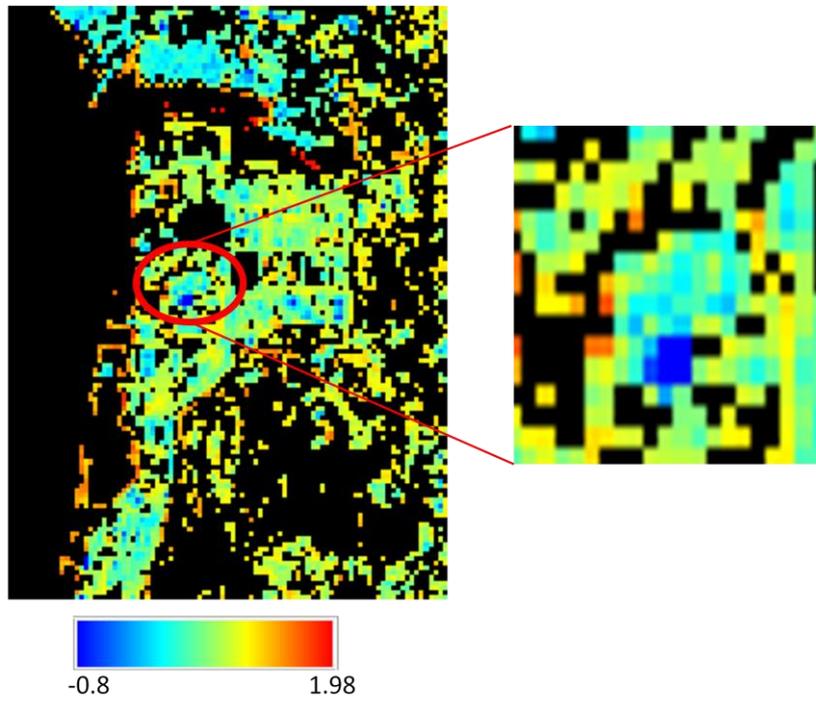
Hasil klasifikasi SMA menggunakan *endmember* dari citra, diperoleh citra fraksi vegetasi, lahan terbuka tidak tercemar dan pasir *sludge*. Pada Gambar 3-2 diperlihatkan citra fraksi hasil klasifikasi SMA menggunakan spektral referensi *endmember* citra tersebut. Secara umum kisaran nilai fraksi minimal dan maksimal semua *endmember* juga tidak berada pada kisaran 0 hingga 1, pada citra terlihat

rentang antara -3 hingga 2.5. Pada penelitian ini nilai fraksi di bawah 0 menunjukkan bahwa terdapat obyek yang terklasifikasi, tetapi memiliki nilai kecerahan yang lebih rendah dari nilai piksel murni yang digunakan untuk *endmember* yang bersangkutan, begitu pula sebaliknya untuk nilai fraksi di atas 1 (Wikantika et al., 2005). Hal tersebut dapat terjadi karena pada daerah penelitian memiliki tutupan lahan yang beragam, yang kemudian terklasifikasi menjadi *endmember*

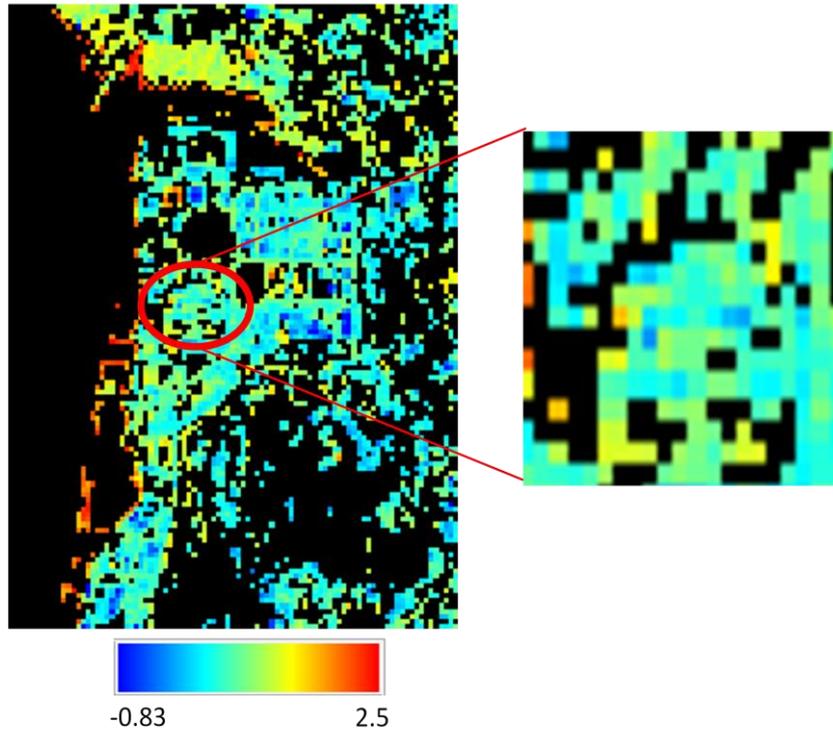
vegetasi ataupun lahan terbuka dan *sludge*. Namun pada penelitian ini diketahui pula bahwa penjumlahan

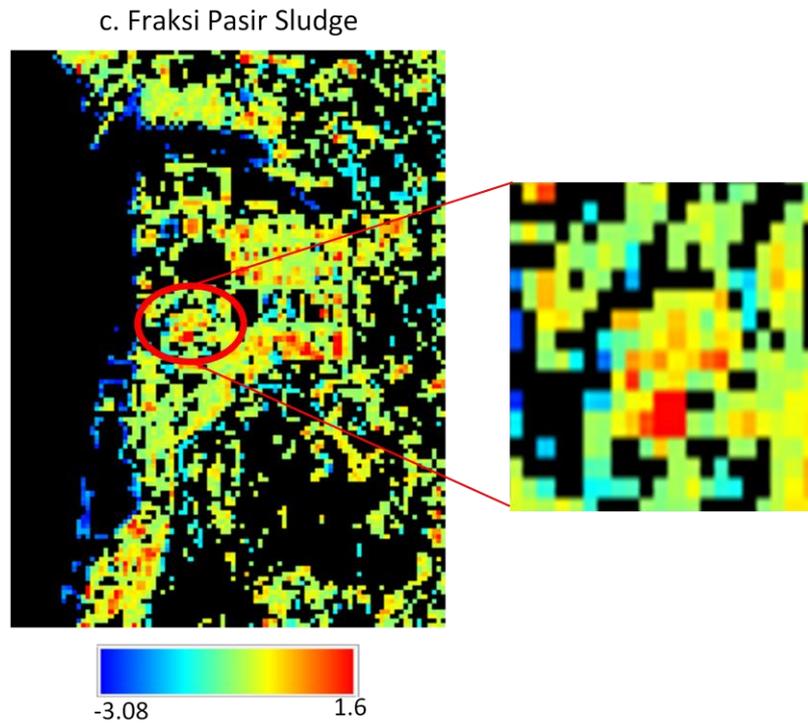
fraksi dalam setiap piksel citra hasil analisis tetap bernilai 1.

a. Fraksi Vegetasi



b. Fraksi Lahan Terbuka





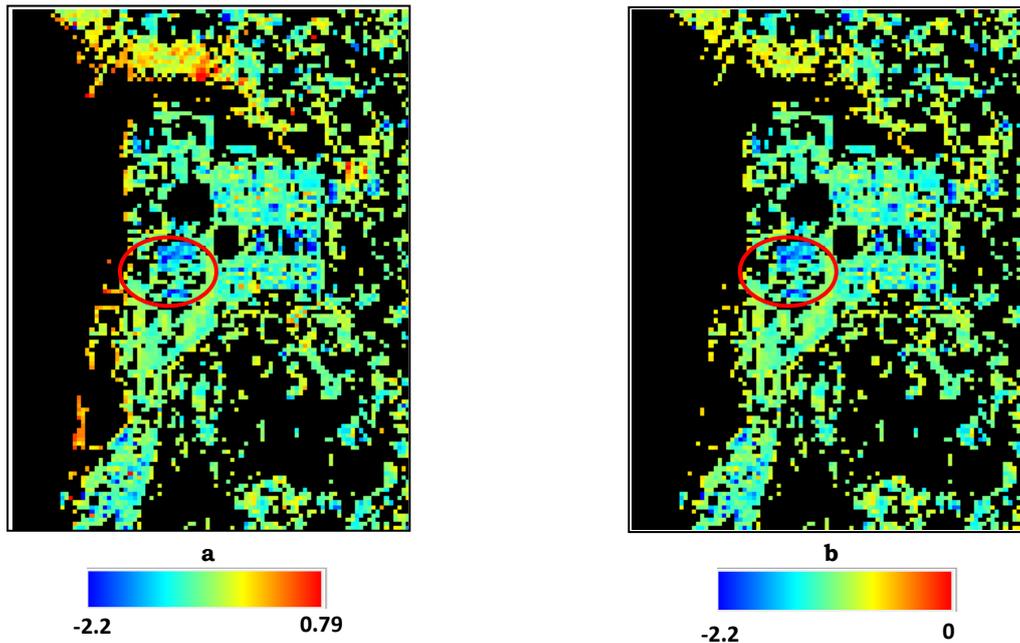
Gambar 3-2: Fraksi hasil SMA menggunakan spektral referensi dari *endmember* citra Landsat 8

Hasil analisis SMA dengan spektral referensi *endmember* dapat dilihat untuk fraksi vegetasi di daerah tercemar hanya memiliki kandungan yang rendah ditandai dengan piksel yang lebih gelap, dan terlihat lebih terang di luar daerah tercemar yang menunjukkan kandungan vegetasi bernilai lebih tinggi. Pada kelas lahan terbuka tidak tercemar secara umum hampir sama kandungannya di daerah tercemar dan sekitarnya, tetapi terlihat lebih tinggi di bagian utara dan sepanjang pesisir yang ditandai dengan warna merah. Sedangkan pasir *sludge* yang merupakan obyek tercemar, terlihat dengan nilai tinggi terutama di dalam daerah tercemar yang ditandai dengan piksel warna merah. Berdasarkan klasifikasi SMA menggunakan *endmember* dari citra ini menunjukkan hasil yang lebih baik. Pada daerah tercemar memiliki fraksi vegetasi rendah dan fraksi pasir *sludge* yang tinggi.

3.3 Perhitungan Pembuatan Indeks

Pada penelitian ini dilakukan kajian pembuatan indeks untuk mengklasifikasi daerah tercemar dan tidak tercemar berdasarkan kelas atau fraksi yang diperoleh dari proses SMA. Pada proses SMA dengan menggunakan spektral referensi data hasil pengukuran dari spektrometer. Unsur tercemar dihitung dari vegetasi tercemar, pasir tercemar dan *sludge*, sedangkan unsur tidak tercemar dihitung dari vegetasi tidak tercemar dan pasir tidak tercemar. Pembuatan indeks ini mengacu pada pembuatan indeks untuk degradasi hutan dan lahan. Dalam penelitian degradasi hutan dan lahan memperhitungkan unsur degradasi dan unsur vegetasi atau non degradasi (Souza et al, 2005; Parwati et al, 2012). Sedangkan pembuatan indeks dalam penelitian daerah tercemar ini juga memperhitungkan unsur tercemar dan tidak tercemar, sehingga persamaan indeks tersebut adalah:

$$\text{Indeks} = \frac{(\text{Veg tdk tercemar} + \text{pasir tdk tercemar}) - (\text{Veg tercemar} + \text{pasir tercemar} + \text{sludge})}{(\text{Veg tdk tercemar} + \text{pasir tdk tercemar} + \text{Veg tercemar} + \text{pasir tercemar} + \text{sludge})}$$



Gambar 3-3: Klasifikasi indeks menggunakan spektral referensi dari spektrometer untuk seluruh daerah (a) dan daerah yang terkelaskan sebagai kelas tercemar (b)

Perhitungan indeks berdasarkan SMA menggunakan referensi *endmember* citra, pada unsur tercemar dihitung dari pasir *sludge*. Sedangkan pada unsur tidak tercemar dihitung dari vegetasi tidak tercemar dan lahan terbuka tidak tercemar, sehingga persamaan indeks adalah sebagai berikut:

$$\text{Indeks} = \frac{(\text{Vegetasi} + \text{lahan terbuka}) - (\text{Pasir sludge})}{(\text{Vegetasi} + \text{lahan terbuka} + \text{Pasir sludge})}$$

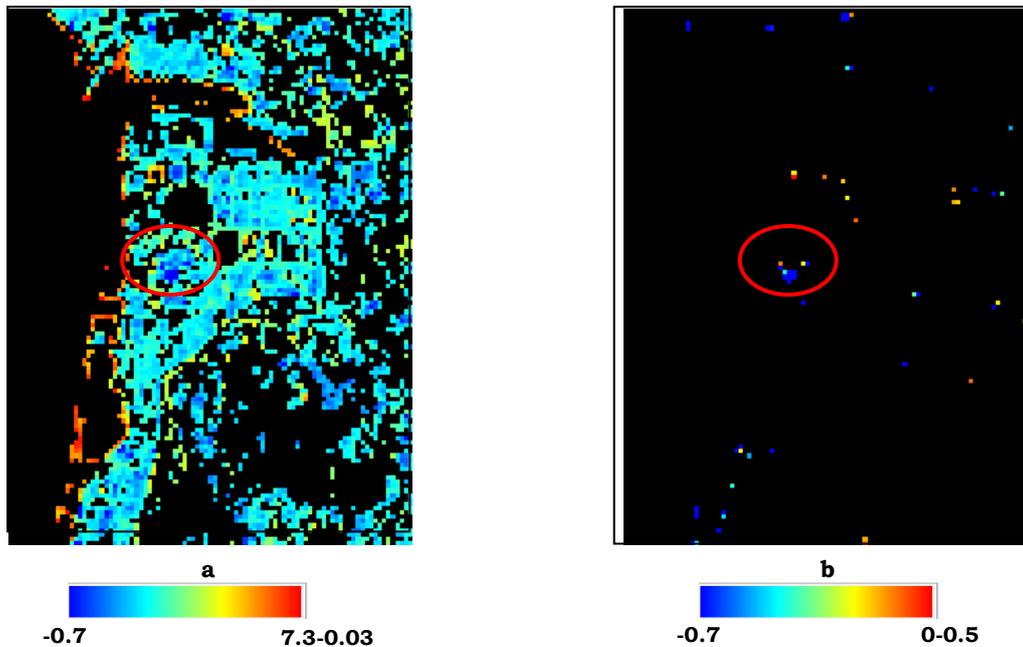
Kisaran indeks yang diperoleh tidak berkisar antara -1 hingga 1, hal ini dikarenakan nilai fraksi pada setiap piksel juga tidak berkisar antara 0 hingga 1, sehingga dalam penerapan indeks dalam penelitian ini adalah nilai yang berada di bawah 0 (negatif) merupakan kelas daerah tercemar sedangkan nilai di atas 0 (positif) merupakan kelas tidak tercemar.

Pada Gambar 3-3 disajikan citra hasil perhitungan indeks dari hasil klasifikasi SMA berdasarkan referensi spektrometer. Kisaran indeks yang diperoleh antara -2.2 hingga 0.79, sehingga klasifikasi batas tercemar adalah pada indeks -2.2 hingga 0. Pada citra hasil klasifikasi tersebut dapat

dilihat bahwa hampir seluruh daerah menjadi kelas tercemar baik di dalam maupun di luar wilayah tercemar, sehingga klasifikasi masih belum bisa membedakan dengan baik daerah tercemar dan tidak tercemar.

Pada Gambar 3-4 disajikan citra hasil perhitungan indeks dari hasil SMA berdasarkan referensi *endmember* citra. Kisaran indeks yang diperoleh antara -0.7 hingga 7.3, sehingga klasifikasi batas tercemar adalah pada indeks -0.7 hingga 0. Pada citra hasil klasifikasi tersebut dapat dilihat bahwa kelas tercemar terkonsentrasi di dalam wilayah tercemar. Hasil klasifikasi ini lebih sesuai dengan kondisi di lapangan dibandingkan hasil klasifikasi sebelumnya yang menggunakan referensi spektrometer. Hal ini disebabkan kisaran panjang gelombang spektrometer antara 200 - 1050 nm, sedangkan kisaran panjang gelombang SWIR pada citra Landsat antara 1560 - 1660 dan 2100 - 2300 nm.

Perhitungan akurasi dilakukan terhadap citra hasil klasifikasi daerah tercemar dan tidak tercemar berdasarkan metode SMA dengan acuan hasil survey



Gambar 3-4: Klasifikasi indeks menggunakan spektral referensi dari *endmember* citra Landsat 8 untuk seluruh daerah (a) dan daerah yang terkelaskan sebagai kelas tercemar (b)

lapangan. Perhitungan akurasi dihitung berdasarkan *confusion matrix* yaitu *matrix* berukuran $n \times n$ yang berisi informasi tentang klasifikasi aktual dan klasifikasi prediksi yang diperoleh dari suatu sistem klasifikasi. n adalah jumlah kelas yang berbeda (Visa et al, 2011). Berdasarkan perhitungan akurasi, diperoleh tingkat akurasi pengkelasan berdasarkan indeks ini sebesar 62,5 %, meskipun hasil akurasi belum cukup tinggi tetapi indeks ini sudah mampu mengklasifikasikan obyek tercemar dan tidak tercemar.

KESIMPULAN

Analisis spektral menggunakan metode SMA dengan spektral referensi berdasarkan *endmember* citra menggunakan Landsat SWIR memberikan hasil yang lebih sesuai dengan kondisi di lapangan. Pada daerah tercemar memiliki fraksi dari unsur tercemar yang tinggi seperti pasir dan *sludge* serta memiliki fraksi dari unsur tidak tercemar yang rendah seperti vegetasi. Hal ini disebabkan adanya perbedaan panjang gelombang, dimana pada Landsat 8 mempunyai kisaran panjang gelombang *Visible*, *Near Infrared* dan *SWIR*, sedangkan pada alat spektrometer

yang digunakan terbatas pada kisaran panjang gelombang *Visible* dan *Near Infrared*. Tingkat akurasi menggunakan metode SMA diperoleh sebesar 62,5 % memungkinkan citra Landsat SWIR dapat digunakan untuk memantau area tercemar *acid sludge*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Kami mengucapkan terima kasih kepada LAPAN yang telah memberikan biaya dalam pelaksanaan penelitian ini hingga selesai. Penelitian ini merupakan salah satu hasil penelitian di Pusat Pemanfaatan Penginderaan Jauh - LAPAN.

DAFTAR RUJUKAN

- Adams, J. B., & Gillespie, A. R., 2006. *Remote Sensing of Landscapes with Spectral Images: A Physical Modeling Approach*, Cambridge, UK: Cambridge University Press 362 pp.
- Adams, J. B., Smith, M. O., & Gillespie, A. R. 1993. *Imaging Spectroscopy: Interpretation Based on Spectral Mixture Analysis*, In C. M. Pieters & P. Englert (Eds.), *Remote geochemical analysis: Elements and mineralogical composition*. NY: Cambridge Univ. Press 145–166 pp.

- Bateson, A. and B. Curtiss, 1996. *A Method for Manual Endmember and Spectral Unmixing Selection*, Remote Sensing of Environment. 55:229-243.
- Boardman, J., 1990. *Inversion of High Spectral Resolution Data*, Proc. SPIE Tech. Symp. Opt. Electro-Opt. Sensors 1298:222-233.
- Boardman, J., 1993. *Automated Spectral Unmixing of AVIRIS Data Using Convex Geometry Concepts*, In Summaries of the Fourth Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, pp. 11- 14.
- Golub, G. H. and Van Loan, C. F., 1989. *Matrix Computations*, Johns Hopkins University Press, Baltimore MD.
- Haryani, N. S., Hidayat, Sulma, S., dan Pasaribu, J. M., 2014. *Deteksi Limbah Acid Sludge Menggunakan Metode Red Edge Berbasis Data Penginderaan Jauh*, Jurnal Penginderaan Jauh dan Pengolahan data Citra Digital, Vol 11 No.2 Desember 2014.
- Haryani, N. S., Sulma, S., Pasaribu, J. M., dan Fitriana, H. L., 2015. *Karakteristik Pola Spektral pada Daerah Tercemar Limbah B3*. Prosiding PIT XX – MAPIN 2015. IPB – Bogor.
- Horowitz, H. M., Nalepka, R. F., Hyde, P. D., and Morganstern, J. P., 1971. *Estimating the Proportions of Objects Within a Single Resolution Element of a Multispectral Scanner*, University of Michigan, Ann Arbor, NASA Contract NAS-9-9784.
- <http://landsat.usgs.gov>.
- http://landsathandbook.gsfc.nasa.gov/data_prod/prog_sect11_3.html
- Johnson, R.W. and Tothill, J.C., 1985. *Definition and Broad Geographic Outline of Savanna Lands, in Ecology and Management of the World's Savannas*, Edited by J.C. Tothill, J.J.Mott, Australian Academia of Science, Canberra.
- Kruse, F. A., Seznee, O., and Krotkov, P. M., 1990. *An expert System for Geologic Mapping with Imaging Spectrometers: in Proceedings*, Applications of artificial Intelligence VIII, Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE), v 1293, pp 904-917.
- Parwati, Vetrifa Y., Sulma S., Ernawati, 2012. *Pengembangan Model untuk Pemantauan Degradasi Hutan untuk Analisa Bencana Banjir. Spectral Mixture Analysis (SMA)*. Laporan Akhir 2012. Bidang Lingkungan dan Mitigasi Bencana (LMB), Pusat Pemanfaatan Penginderaan Jauh, LAPAN. Jakarta.
- Pascari, M. R. dan Danoedoro, P., 2013. *Linier Spectral Mixture Analysis (LSMA) untuk tutupan lahan menggunakan Citra Landsat ETM+ di Yogyakarta dan sekitarnya*. Jurnal bumi Indonesia Vol. 2 Nomor 2 Tahun 2013.
- Pertamina, 2011. *Laporan Progres Tindak Lanjut Pengelolaan Acid Sludge*, Pertamina Refinery Unit V, Balikpapan.
- Pertamina, 2012. *Laporan Progress Pemulihan Lahan Terkontaminasi Acid Sludge di Main Flare*, Pertamina Refinery Unit V, Balikpapan.
- PP No. 74, 2001. *Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 18 Tahun 1999 Tentang: Pengelolaan Limbah Bahan Berbahaya dan Beracun*. Kementrian Lingkungan Hidup. Jakarta.
- Roberts, D. A., Smith, M. O., & Adams, J. B., 1993. *Green vegetation, Nonphotosynthetic Vegetation, and Soils in AVIRIS Data*, Remote Sensing of Environment, 44, 255-269.
- Settle, J.J., and Drake N.A., 1993. *Linear Mixing and the Estimation Ofground Cover Proportions*, International Journal of Remote Sensing, 14:1159-1177.
- Sloneker T., Fisher G. B., Aiello D. P., Haack B., 2010. *Visible and Infrared Remote Imaging of Hazardous Waste : A Review*, Remote Sensing, 2010, 2, 2474-2508; doi: 10.3390/rs2112474.
- Smith, M. O., Ustin, S. L., Adams, J. B., and Gillespie, A. R., 1990. *Vegetation in Deserts: I. A Regional Measure of Abundance from Multispectral Images*, Remote Sensing of Environment, 31:126.
- Sohn, Y., and Rebello, N. S., 2002. *Supervised and Unsupervised Spectral Angle Classifiers*, Journal of Photogrammetric

- Engineering and Remote Sensing. pp 1271-1282.
- Souza Jr., C., & Roberts, D. A., 2005. *Mapping Forest Degradation in the Amazon Region with Ikonos Images*, International Journal of Remote Sensing, 26, 425-429.
- Souza Jr., C., Firestone, L., Silva, M. L., & Roberts, D. A., 2003. *Mapping Forest Degradation in the Eastern Amazon From SPOT 4 Through Spectral Mixture Models*, Remote Sensing of Environment, 87, 494-506.
- Visa, Sofia; Ramsay, B.; Ralescu, A.; and VanDerKnaap, E., 2011. *Confusion Matrix-Based Feature Selection*, Proceedings of The 22nd Midwest Artificial Intelligence and Cognitive Science Conference 2011, 120-127.
- Wikantika K., Utama Y. P., Riqqi A., 2005. *Deteksi Perubahan Vegetasi dengan Metode Spectral Mixture Analysis (SMA) dari citra satelit Multitemporal Landsat TM dan ETM*. Jurnal Infrastruktur dan Lingkungan Binaan. Vol. I No. 2 Desember 2005. ITB – Bandung.

