

# KLASIFIKASI TUTUPAN LAHAN DARI DATA ALOS PALSAR MENGGUNAKAN INFORMASI TEKSTUR GLCM (GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX)

Novie Indriasari<sup>1</sup>, Katmoko Ari Sambodo<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Pusat Teknologi dan Data Penginderaan Jauh, LAPAN  
Jl. LAPAN No. 70, Pekayon, Pasar Rebo, Jakarta Timur, 13710  
[indriasari.novie8@gmail.com](mailto:indriasari.novie8@gmail.com)<sup>1</sup>, [katmoko\\_ari@lapan.go.id](mailto:katmoko_ari@lapan.go.id)<sup>2</sup>

**Abstrak** - Ekstraksi informasi dari data *Synthetic Aperture Radar* (SAR) dapat dilakukan dari informasi spektral maupun spasialnya. Penelitian ini mengkaji kontribusi informasi spasial data SAR yang diekstraksi dari informasi tekstur citranya, untuk lebih meningkatkan kemampuan pembedaan tutupan lahan. Dalam analisis tekstur dikenal beberapa prinsip pendekatan yang digunakan dalam pengolahan citra, salah satunya adalah metode statistik. *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) merupakan metode statistik paling umum digunakan dalam analisa tekstur citra. Dalam studi ini delapan fitur tekstur GLCM digunakan untuk proses klasifikasi dari data ALOS PALSAR tahun 2010 di perbatasan Provinsi Sumatera Selatan dan Jambi. Klasifikasi *supervised* dilakukan dengan menggunakan metode *maximum likelihood*. Hasil survey lapangan tahun 2013 digunakan sebagai sampel kelas untuk klasifikasi (60%) dan untuk uji akurasi (40%) dengan kelas tutupan lahan sebanyak 6 kelas. Untuk meningkatkan separabilitas antar kelas dalam proses pemilihan sampel kelas, dilakukan teknik evaluasi dengan menggunakan metode *Jeffries-Matusita distance*. Akurasi hasil klasifikasi yang dihitung dengan menggunakan *confusion matrix* sebelum ditambahkan fitur tekstur sebesar 90.77%. dan setelah ditambahkan fitur tekstur akurasinya bertambah sebesar 2.11%.

**Kata kunci** : SAR, ALOS- PALSAR , tekstur, *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM)

## PENDAHULUAN

Data penginderaan jauh saat ini menjadi sumber data utama untuk pemetaan tutupan lahan. Kemajuan teknologi sensor memungkinkan pemetaan tutupan lahan pada area yang luas dengan resolusi spasial, temporal dan spektral yang beragam. Pemanfaatan data satelit dari sensor pasif lebih banyak digunakan dalam berbagai aplikasi, namun kendala yang sering dihadapi adalah adanya awan. Padahal sebagian wilayah Indonesia sering diliputi awan. Data penginderaan jauh *Synthetic Aperture Radar* (SAR) merupakan alternatif dalam menanggulangi masalah dari data optis, karena kemampuannya dapat mengamati area yang tertutup awan.

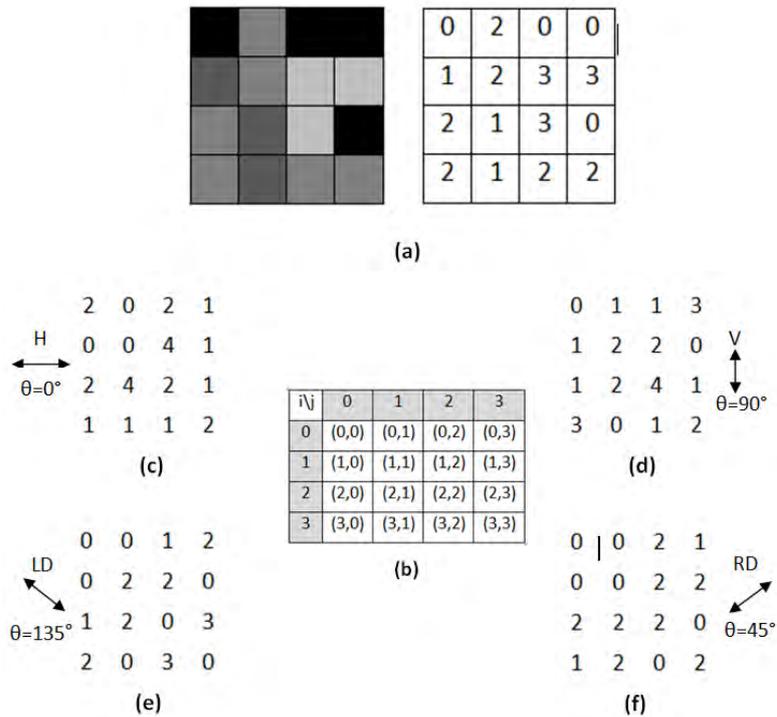
Ekstraksi informasi penutup lahan dari citra satelit bisa didapatkan dengan berbagai metode klasifikasi. Metode identifikasi dan klasifikasi selain menggunakan informasi spektral, dapat pula didapatkan dari informasi tambahan non spektral, seperti berupa informasi tekstural. Tekstur citra didefinisikan sebagai pola distribusi spasial dari derajat keabuan (Haralick dkk., 1973). Informasi tekstur diperoleh dengan mempertimbangkan hubungan nilai keabuan yang berdekatan pada citra sehingga bisa didapatkan berbagai properti fitur tekstur seperti kehalusan (*smoothness*), kekasaran (*coarseness*) dan keseragaman (*uniformity*). Beberapa pendekatan dikembangkan untuk analisis tekstur (Gonzalez dan Woods, 2012) diantaranya statistik, struktural dan spektral. Metode statistik sangat umum digunakan dalam klasifikasi tekstur. Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) merupakan cara untuk ekstraksi tekstur fitur statistik order kedua (*second-order*) yang telah berhasil diaplikasikan untuk beragam studi analisa tutupan lahan menggunakan data penginderaan jauh (Berberoglu dkk., 2007; Hájek 2008) dan memperbaiki akurasi klasifikasi (Soh 1999; Franklin dkk., 2000; Carleer dan Wolff 2006). Akurasi hasil klasifikasi menggunakan fitur tekstur berada pada kisaran 80-90% (Haralick dkk., 1973; Klein dkk., 2004).

Penelitian ini mengkaji tentang pemanfaatan fitur tekstur metode GLCM untuk klasifikasi tutupan lahan di perbatasan Provinsi Sumatera Selatan dan Jambi menggunakan data ALOS PALSAR 25m akuisisi tahun 2010 dan mengamati bagaimana pengaruh ukuran window fitur tekstur terhadap akurasi hasil klasifikasi. Klasifikasi

dilakukan dengan metode *maximum likelihood* dimana sebelumnya sampel kelas dihitung uji separabilitasnya dengan menggunakan metode *J-M distance* untuk lebih meningkatkan akurasi hasil klasifikasi.

**GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)**

*Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) merupakan cara ekstraksi fitur tekstur statistik (*second-order*) dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kekontrasan, granularitas dan kekasaran dari hubungan ketetanggaan antar piksel pada citra. *GLCM* memiliki matrix yang jumlah baris dan kolomnya sama terhadap jumlah derajat keabuan dalam citra G. Gambar berikut merupakan matrix piksel  $P(i, j|d, \theta)$  dimana  $i$  merupakan nilai piksel tetangga dan  $j$  nilai piksel referensi yang dipisahkan dengan jarak  $d$  dan arah sudut ( $\theta$ )



Gambar 1. Prosedur proses *GLCM*

(a) Citra dengan ukuran 4x4, dengan 4 derajat keabuan (0-3); (b) Nilai yang terkandung dalam piksel ( $i, j$ ) dipisahkan dengan jarak  $d=1$  dan arah sudut  $\theta=0^\circ$ ; (c-f) hasil proses *GLCM* gambar (a) yang dipisahkan dengan arah sudut  $0^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 45^\circ$  dan  $d=1$  (Tso dan Mather, 2001)

Dari matriks tersebut di atas, selanjutnya dapat diekstraksi berbagai fitur tekstur berikut ini :

Tabel.1 Fitur tekstur *GLCM*

Fitur Tekstur	Formula	Fitur Tekstur	Formula
Mean	$\sum_{i=1}^{Ng} (i-1)v(i)$	Contrast	$\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j)(i-j)^2$
Variance	$\sigma_i^2 = \sum_{i,j=0}^{G-1} P_{i,j} (i - \mu_i)^2,$ $\sigma_j^2 = \sum_{i,j=0}^{G-1} P_{i,j} (j - \mu_j)^2$	Entropy	$-\sum_{i=1}^{Ng} v(i) \log_e (v(i))$

Fitur Tekstur	Formula	Fitur Tekstur	Formula
Correlation	$\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j) \frac{(i - m_x)(j - m_y)}{s_x s_y}$	Second Moment	$\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p^2(i, j)$
Dissimilarity	$\sum_{i,j}  i - j  p(i, j)$	Homogeneity	$\sum_{i,j} \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j)$

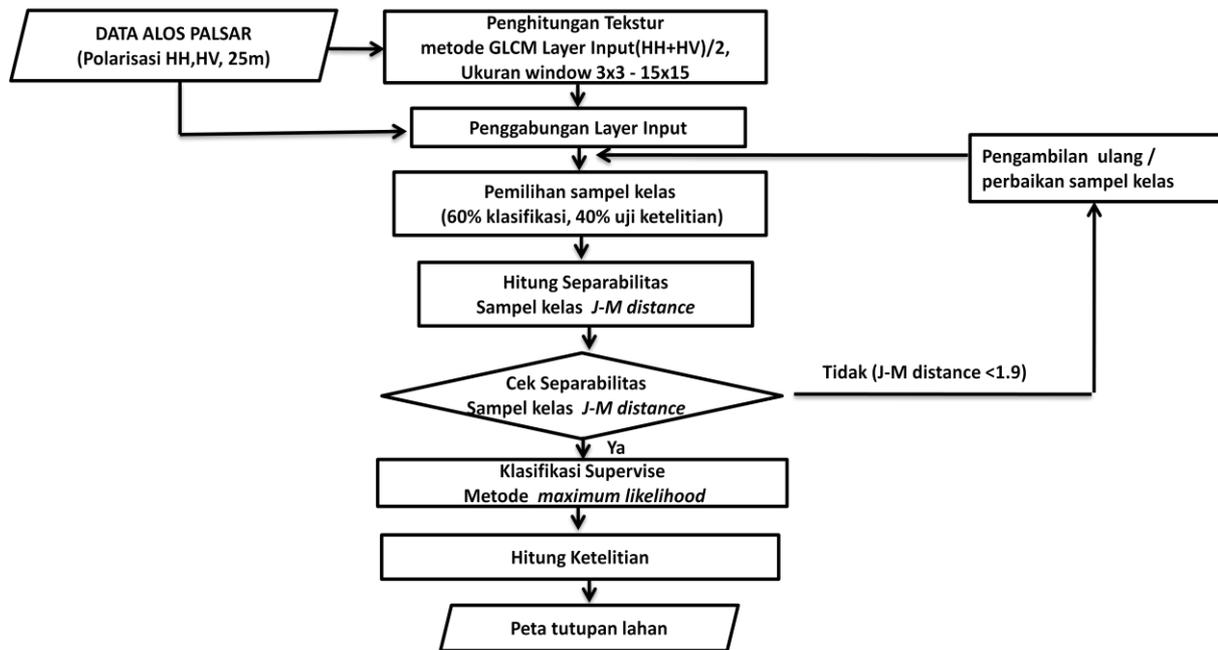
Dari tabel di atas, fitur tekstur mean, variance, correlation termasuk dalam kategori statistik, dissimilarity dan contrast termasuk dalam kategori derajat kehalusan (*smoothness*), entropy, second moment, homogeneity termasuk dalam kategori keseragaman (*uniformity*).

## DATA DAN METODE

### Data

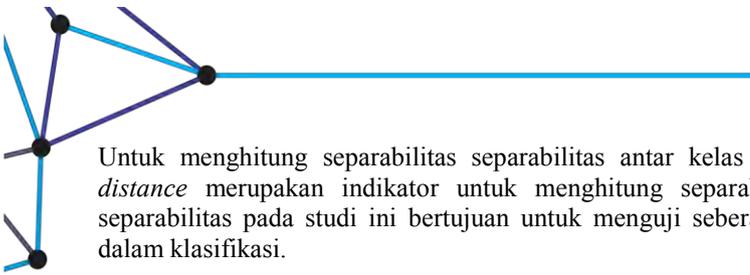
Data yang digunakan dalam studi ini adalah ALOS-PALSAR Tahun 2010, L-band, resolusi 25m, dual polarisasi (HH,HV) yang telah terkoreksi ortho dan slope oleh *Japan Aerospace Exploration Agency – Earth Observation Research Center (JAXA-EORC)* area studi di perbatasan Provinsi Sumatera Selatan dan Jambi. Data pendukung berupa survey lapangan yang dilakukan tahun 2013. *Region of Interest (ROI)* dibagi menjadi dua yaitu 60% sebagai sample kelas dan 40% sebagai uji klasifikasi.

### Metode



Gambar 2. Diagram alir pengolahan data

Gambar 2 menunjukkan tahapan pengolahan tekstur data ALOS-PALSAR untuk klasifikasi tutupan lahan. Perhitungan tekstur dilakukan pada *layer input* (HH+HV)/2 dengan menggunakan delapan fitur tekstur (mean, variance, correlation, dissimilarity, contrast, entropy, second moment dan homogeneity) dengan ukuran *window* 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, 11x11, 13x13x 15x15 dan pergeseran (*co-occurrence shift*) d=1. Selanjutnya citra dengan *layer input* HH-HV ditambahkan dengan fitur tekstur yang dihitung dari *layer input* (HH+HV)/2. Pengambilan sampel kelas dilakukan pada masing-masing tutupan lahan. Ukuran sampel kelas minimal 100 piksel dengan jumlah sampel masing-masing kelas sebanyak 10 poligon.



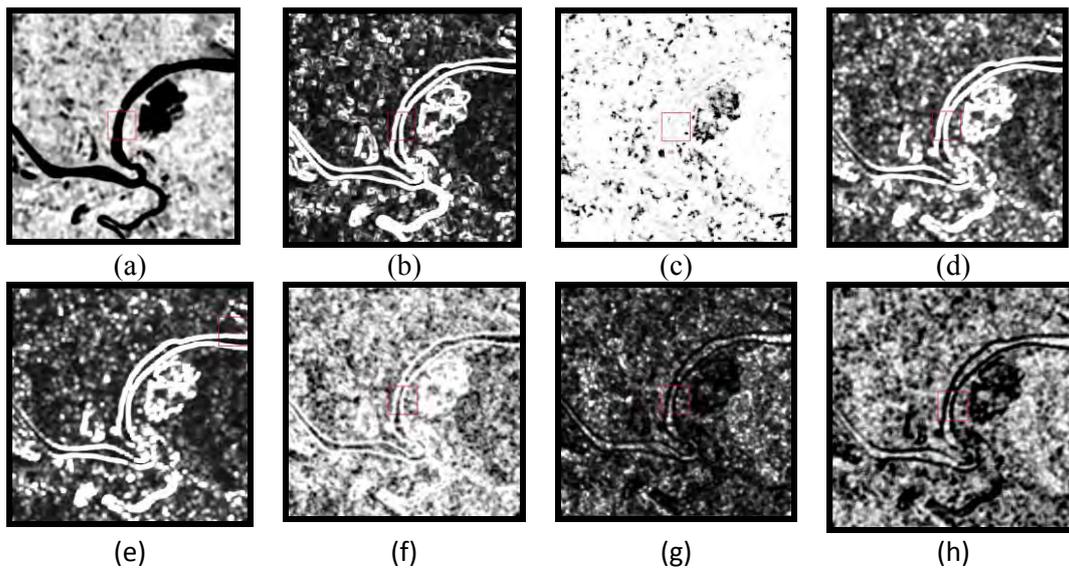
Untuk menghitung separabilitas antar kelas digunakan *Jeffries-Matusita (J-M) distance*. *J-M distance* merupakan indikator untuk menghitung separabilitas spektral antara pasangan ROI. Pengujian separabilitas pada studi ini bertujuan untuk menguji seberapa baik kualitas training data sebelum digunakan dalam klasifikasi.

Rentang nilai separabilitas pasangan ROI adalah 0-2. Nilai *J-M distance* dianggap baik ketika bernilai  $>1.9$ . Untuk separabilitas pasangan ROI yang bernilai 1.0 - 1.8 sebaiknya dilakukan pengecekan/pengambilan ulang sampel kelas. Jika nilai *J-M distance*  $<1.0$  maka pasangan ROI harus digabungkan ke dalam 1 kelas (Richards dan Jia, 2006; *ENVI 4.5 Software Help Document*, 2008).

Jika nilai *J-M distance* telah memenuhi kriteria, dilanjutkan dengan proses klasifikasi menggunakan metode *maximum likelihood* dan perhitungan akurasi dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*. Jika nilai akurasi hasil klasifikasi dari 8 fitur tekstur rendah, maka eksperimen selanjutnya dilakukan dengan cara menambahkan satu persatu fitur tekstur pada *layer input* HH, HV, dengan tujuan untuk mengkaji fitur tekstur mana yang paling berkontribusi dalam meningkatkan akurasi hasil klasifikasi dengan menggunakan ukuran *window* 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, 11x11, 13x13x 15x15. Fitur tekstur yang memberikan kontribusi yang rendah pada beberapa ukuran *window*, tidak dilibatkan dalam proses klasifikasi. Sedangkan fitur tekstur yang memberikan kontribusi dalam meningkatkan akurasi hasil klasifikasi akan digabungkan dan digunakan dalam proses klasifikasi.

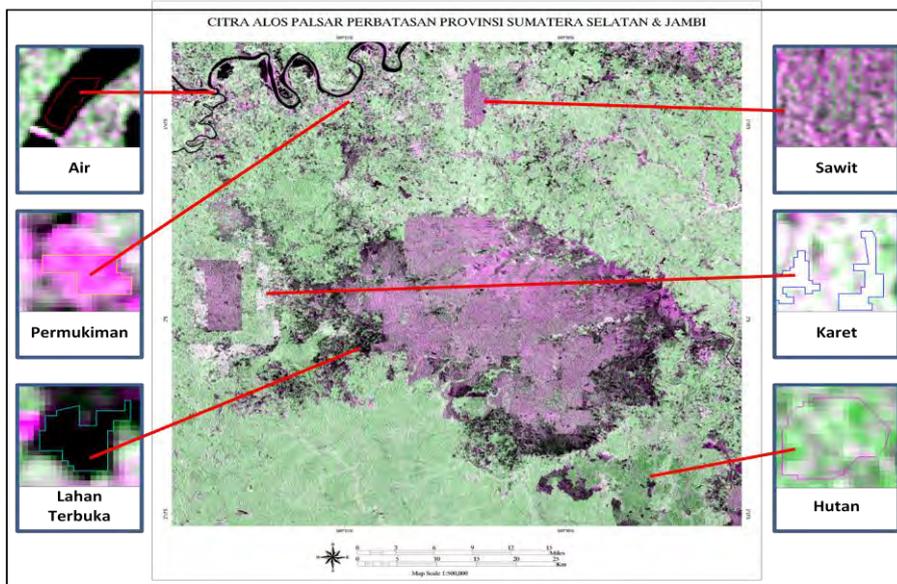
### HASIL EKSPERIMEN

Hasil proses perhitungan tekstur pada *layer input* (HH+HV)/2 dengan menggunakan 8 fitur tekstur metode GLCM tampak pada gambar dibawah ini :



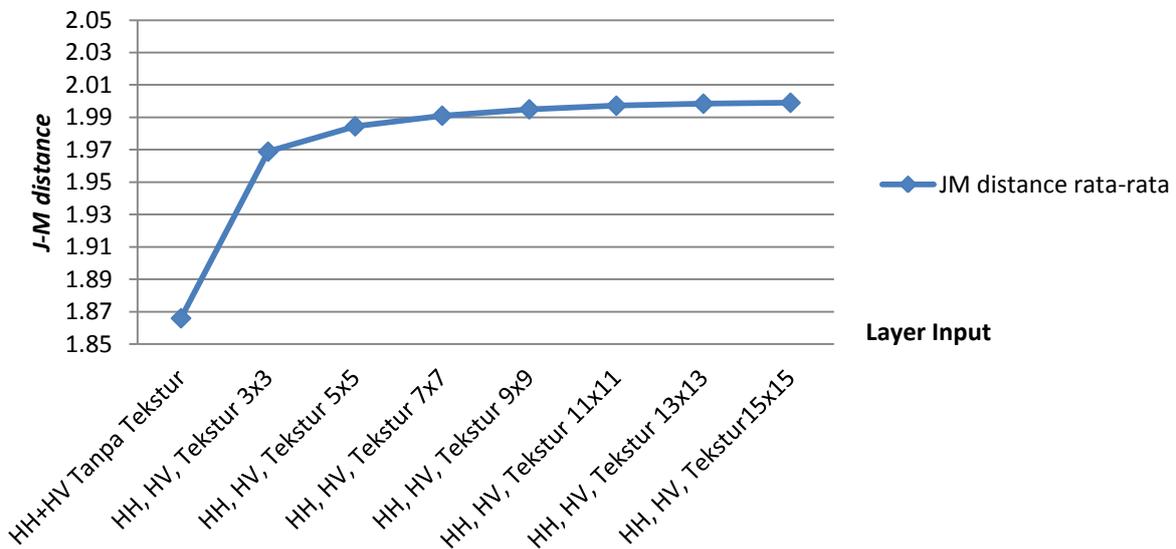
Gambar 3. Sampel Fitur Tekstur GLCM  
 (a) Mean; (b) Variance; (c) Correlation; (d) Dissimilarity; (e) Contrast;  
 (f) Entropy; (g) Second Moment; (h) Homogeneity

Dari citra ALOS PALSAR dan berdasarkan hasil survey lapangan, objek yang dapat dibedakan pada citra ada 6 kelas yaitu air, permukiman, lahan terbuka sawit, karet dan hutan.



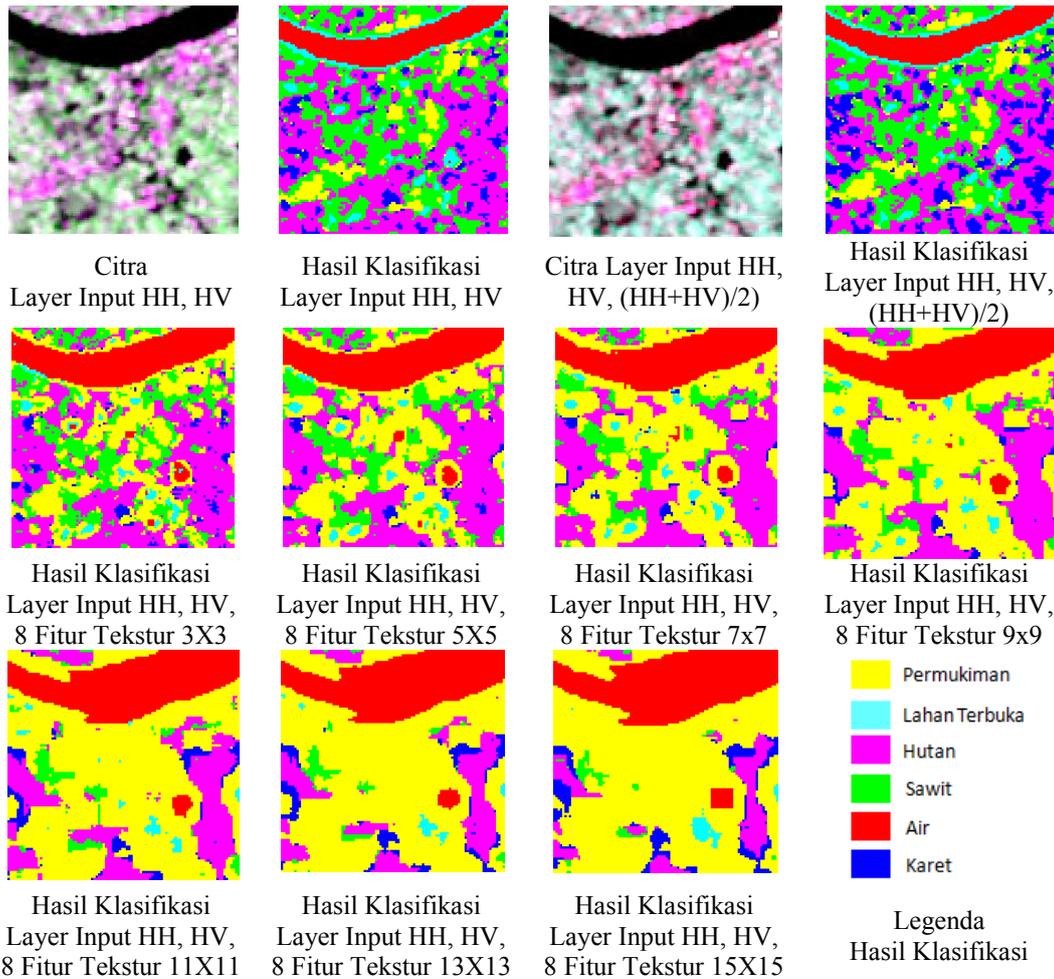
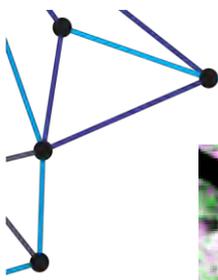
Gambar 4. Mosaik ALOS PALSAR 25m Perbatasan Provinsi Sumatera Selatan- Jambi dan Sampel Kelas Tutupan Lahan

Sampel kelas tutupan lahan yang akan digunakan dalam proses klasifikasi, dihitung separabilitasnya dengan menggunakan metode *J-M distance* terhadap citra yang akan digunakan dalam proses klasifikasi dan didapatkan grafik sebagai berikut :



Gambar 5. Grafik *J-M Distance*

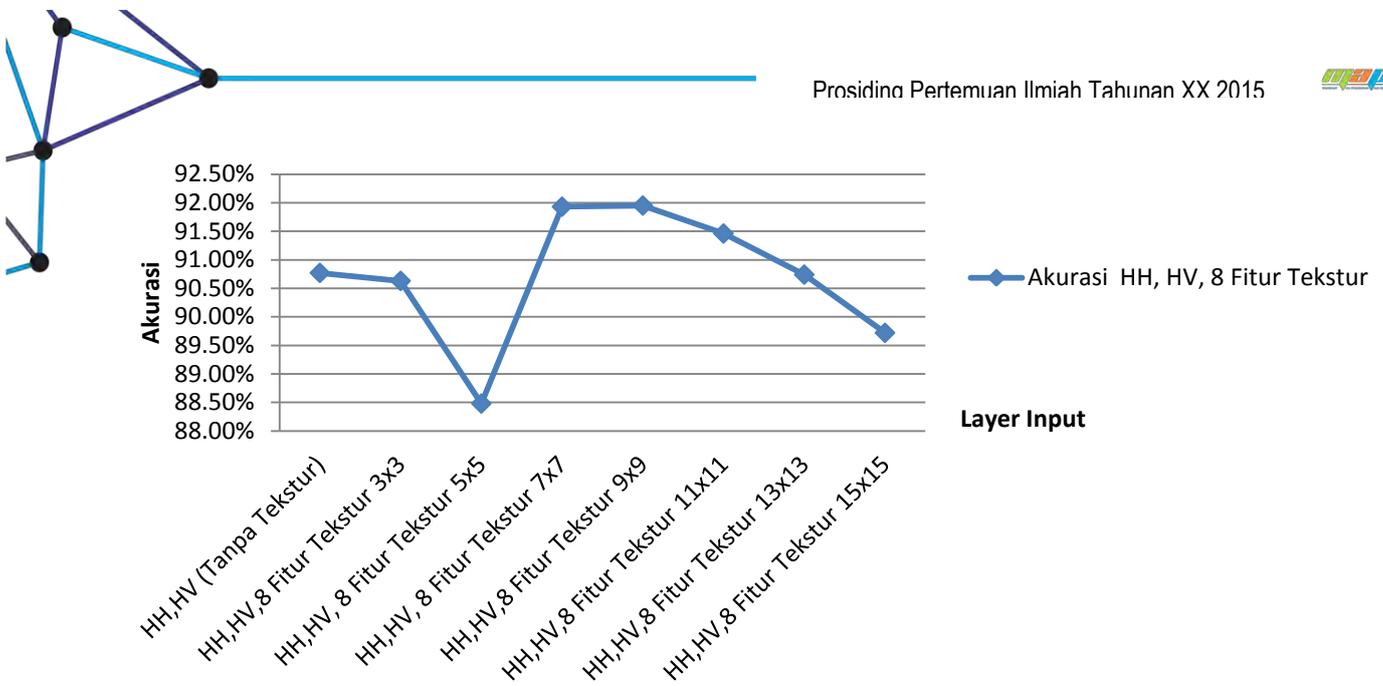
Nilai rata-rata separabilitas antar kelas yang dihitung menggunakan *J-M distance* (Gambar 5) meningkat seiring dengan bertambahnya ukuran *window*, yaitu berada di pada rentang 1.9 - 2.0. Sebelum ditambahkan informasi tekstur, nilai rata-rata *J-M distance* dibawah 1.9 yang mengindikasikan nilai separabilitas antar kelasnya rendah (Tasesti, dkk., 2010).



Gambar 6. Perbandingan Hasil Klasifikasi

Secara visual penambahan ukuran *window* pada proses perhitungan tekstur menyebabkan batas objek meluas namun batas tersebut memalsukan batas obyek yang sesungguhnya pada citra. Hal ini tampak pada gambar 6 dimana hasil klasifikasi pada ukuran *window* 9x9~15x15 batas objek perumahan dan air semakin meluas.

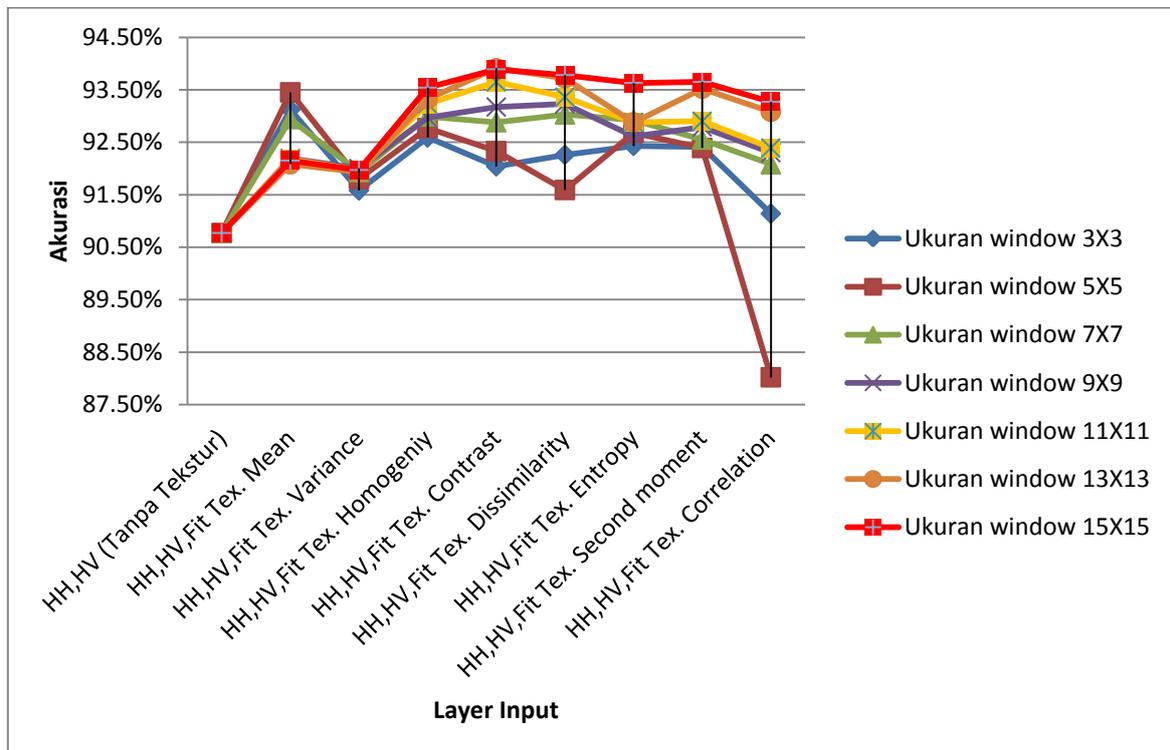
Hasil klasifikasi menggunakan metode *maximum likelihood* terhadap delapan fitur tekstur GLCM dengan menggunakan ukuran *window* 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, 11x11, 13x13, 15x15, setelah dihitung akurasinya, didapatkan *overall accuracy* sebagai berikut :



Gambar 7. Grafik Persentase Akurasi Hasil Klasifikasi Delapan Fitur Tekstur

Penambahan delapan fitur tekstur pada proses klasifikasi dapat menyebabkan peningkatan dan penurunan akurasi hasil klasifikasi (Gambar7).

Untuk selanjutnya eksperimen dilakukan dengan cara menambahkan satu persatu fitur tekstur pada *layer input* HH, HV, untuk mengkaji fitur tekstur mana yang paling berkontribusi dalam meningkatkan akurasi hasil klasifikasi.



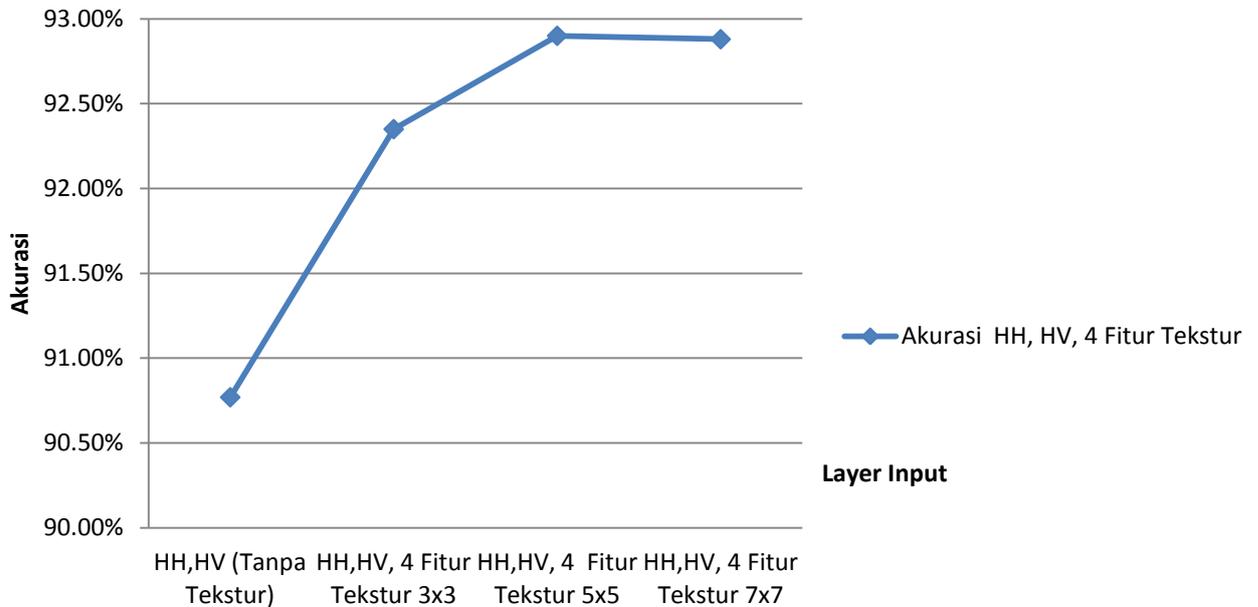
Gambar 8. Grafik Akurasi Hasil Klasifikasi dari Layer HH, HV, Fitur Tekstur

Dari gambar 8 dapat dilihat bahwa ada beberapa fitur yang kurang berkontribusi ketika digunakan pada proses klasifikasi yakni variance dan correlation.

Tabel 2. Akurasi Hasil Klasifikasi dari Layer HH, HV, Fitur Tekstur Dengan Ukuran Window 3x3 ~ 7x7

Layer Input	Ukuran window 3X3	Ukuran window 5X5	Ukuran window 7X7
HH,HV (Tanpa Tekstur)	90,77%	90,77%	90,77%
HH,HV, 8 Fitur Tekstur Mean	93,12%	93,45%	92,94%
HH,HV, 8 Fitur Tekstur Variance	91,58%	91,80%	91,93%
HH,HV, 8 Fitur Tekstur Homogeniy	92,59%	92,77%	92,99%
HH,HV, 8 Fitur Tekstur Contrast	92,04%	92,33%	92,88%
HH,HV, 8 Fitur Tekstur Dissimilarity	92,26%	91,59%	93,03%
HH,HV, 8 Fitur Tekstur Entropy	92,43%	92,68%	92,92%
HH,HV, 8 Fitur Tekstur Second moment	92,41%	92,39%	92,55%
HH,HV, 8 Fitur Tekstur Correlation	91,14%	88,02%	92,08%

Untuk menghindari pemalsuan batas obyek yang sesungguhnya pada citra terhadap hasil klasifikasi, maka eksperimen selanjutnya dilakukan terhadap ukuran *window* yang kecil (3x3 ~ 7x7) dengan hanya menggunakan fitur terbaik dari masing-masing kategori diantaranya kategori statistik (mean), kategori *smoothness* (contrast) dan kategori *uniformity* (entropy dan homogeneity).



Gambar 9. Grafik Perbandingan Akurasi Hasil Klasifikasi Empat Fitur Tekstur

Akurasi hasil klasifikasi meningkat setelah dilakukan klasifikasi dengan ukuran *window* 3x3~7x7 dengan melibatkan 4 fitur tekstur mean, homogeneity, entropy dan contrast (Gambar 9).

Tabel 3. *Confusion Matrix* Hasil Klasifikasi *Layer Input* HH, HV (Tanpa Tekstur)

Data Referensi \ Data yang diklasifikasi	Air	Sawit	Karet	Permukiman	Hutan	Lahan Terbuka	Usser Acc.
Air	509	0	0	0	0	0	100
Sawit	0	453	1	66	191	0	63,71
Karet	0	1	436	0	107	0	80,15
Permukiman	0	19	1	316	10	0	91,33
Hutan	0	9	2	0	2342	0	99,53
Lahan Terbuka	27	0	0	0	0	216	88,89
Prod. Acc	94,96	93,98	99,09	82,72	88,38	100	

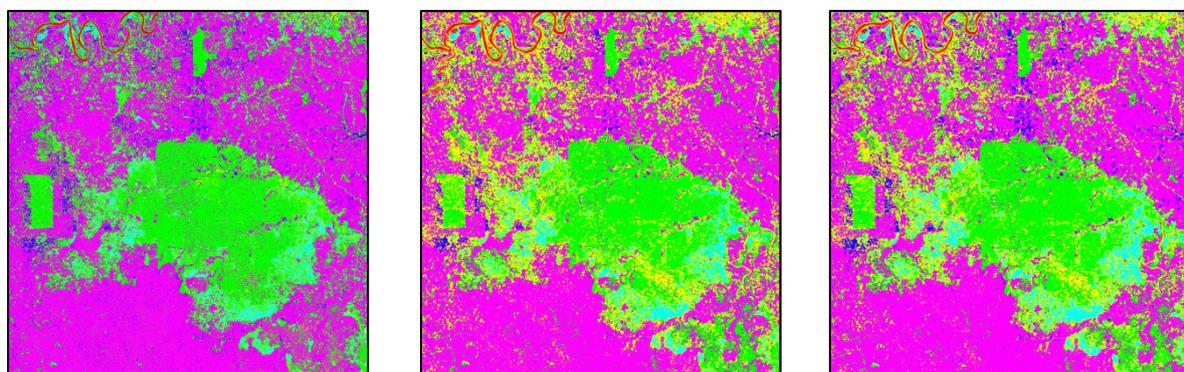
Tabel 4. *Confusion Matrix* Hasil Klasifikasi *Layer Input* HH, HV, 8 Fitur Tekstur Ukuran *Window* 7x7

Data Referensi \ Data yang diklasifikasi	Air	Sawit	Karet	Permukiman	Hutan	Lahan Terbuka	Usser Acc.
Air	536	0	0	0	0	0	100
Sawit	0	478	0	24	243	0	64,16
Karet	0	0	420	1	39	0	91,3
Permukiman	0	0	10	357	49	0	85,82
Hutan	0	4	10	0	2319	0	99,4
Lahan Terbuka	0	0	0	0	0	216	100
Prod. Acc	100	99,17	95,45	93,46	87,51	100	

Tabel 5. *Confusion Matrix* Hasil Klasifikasi *Layer Input* HH, HV, 4 Fitur Tekstur Ukuran *Window* 7x7

Data Referensi \ Data yang diklasifikasi	Air	Sawit	Karet	Permukiman	Hutan	Lahan Terbuka	Usser Acc.
Air	523	0	0	0	0	0	100
Sawit	0	477	0	7	220	0	67,76
Karet	0	0	438	0	41	0	91,44
Permukiman	0	0	1	375	47	0	88,65
Hutan	0	5	1	0	2342	0	99,74
Lahan Terbuka	13	0	0	0	0	216	94,32
Prod. Acc	97,57	98,96	99,55	98,17	88,39	100	

Pada tabel *confusion matrix* di atas dapat dilihat bahwa untuk kelas tutupan lahan permukiman nilai *producer's accuracy* sebelum ditambahkan informasi tekstur 82.72% dan setelah ditambahkan informasi tekstur dengan delapan dan empat fitur tekstur nilainya mengalami peningkatan sebesar 15,45%. Hal ini menunjukkan bahwa dengan menambahkan informasi tekstur, kelas tutupan lahan yang dapat dibedakan dengan lebih baik adalah permukiman dan secara visual dapat dikonfirmasi pula ketika ditambahkan informasi tekstur, kelas permukiman lebih dapat dibedakan dari kelas sawit.



Gambar 11. Hasil Klasifikasi ALOS Palsar Tahun 2010 Perbatasan Provinsi Sumatera Selatan- Jambi Layer Input (a) HH, HV Tanpa Tekstur; (b) HH, HV, 8 Fitur Tekstur Ukuran *Window* 7x7; (c) HH, HV, 4 Fitur Tekstur Ukuran *Window* 7x7

## KESIMPULAN

Secara umum fitur tekstur dapat memperbaiki akurasi hasil klasifikasi namun dari penelitian ini fitur tekstur variance dan correlation tidak banyak memberikan kontribusi dalam penambahan akurasi. Dengan hanya menggunakan fitur tekstur yang terbaik dari masing-masing kategori yaitu mean, homogeneity, entropy dan contrast dapat meningkatkan ketelitian hasil klasifikasi sebesar 2.11%.

Penambahan ukuran *window* dalam proses perhitungan fitur tekstur, meskipun memiliki pengaruh terhadap peningkatan nilai rata-rata separabilitas antar kelas, tetapi penggunaan ukuran *window* yang terlalu besar yang digunakan dalam eksperimen ini ( $9 \times 9 \sim 15 \times 15$ ) akan berpotensi memalsukan batas objek tutupan lahan. Sehingga penggunaan ukuran *window*  $3 \times 3 \sim 7 \times 7$  merupakan ukuran terbaik yang dapat digunakan. Dengan menambahkan informasi tekstur, kelas tutupan lahan yang dapat dibedakan dengan lebih baik adalah permukiman.

Pemilihan sampel kelas dan teknik evaluasi menggunakan metode *J-M distance* yang dilakukan sebelum proses klasifikasi dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi hasil klasifikasi.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terimakasih disampaikan kepada JAXA yang telah menyediakan mosaik data ALOS PALSAR resolusi 25 meter dalam kerangka kerjasama JAXA *Kyoto & Carbon Initiative*.

## DAFTAR PUSTAKA

- Berberoglu, S., Curran, P., Lloyd, C. and Atkinson, P., 2007, "Texture Classification of Mediterranean Land Cover". *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 9, 322-324.
- Carleer, A.P. and E. Wolf, 20 March 2006, "Urban Land Cover Multi-Level- Region-Based Classification of VHR Data by Selecting Relevant Features". *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 27, No. 6, 1035-1051.
- D., Klein, Moll A. and G. Menz, September 2004, "Land Cover/Land Use Classification in a Semiarid Environment in East Africa Using Multi-Temporal Alternating Polarisation ENVISAT ASAR Data". *Proc. of the 2004 Envisat & ERS Symposium*, Salzburg, Austria 6-10.
- ENVI 4.5 Software, Help Document, 2008.
- Franklin, S.E., Hall, R.J., Moskal, L.M. and Maudie, A.J., and Lavigne, M.B., 2000, "Incorporating Texture Into Classification of Forest Species Composition From Airborne Multispectral Images". *International Journal of Remote Sensing* 21, pp. 61-79.
- Gonzalez, R.C., and Richard, E.W., 2012, *Digital Image Processing*, Pearson, India.
- Hájek, F., 2008, "Process-based Approach to Automated Classification of Forest Structures Using Medium Format Digital Aerial Photos and Ancillary GIS information". *Eur J Forest Res* 127, 115-124.
- Haralick, Robert M., K. Shanmugam and Itshak Dinstein, November, 1973, "Textural Features for Image Classification", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.. SMC-3, No.6, pp. 610-621.
- Richards, J.A. and Xiuping Jia, 2006, *Remote Sensing Digital Image Analysis 4th Edition*, Springer, Australia.
- Soh, Leen-Kiat, March, 1999, "Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-Occurrence Matrices". *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 37, No 2.
- Tasetti, A.N., E.S. Malinverni and M. Hahn, 2010, "Texture Analysis to Improve Supervised Classification in IKONOS Imagery". *IAPRS*, Vol. XXXVIII, Part 7A.
- Tso, B. and P.M. Mather, 2001, *Classification Method for Remotely Sensed Data*. Taylor and Francis Inc.