

ANALISIS METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) UNTUK KLASIFIKASI PENGGUNAAN LAHAN BERBASIS PENUTUP LAHAN PADA CITRA ALOS AVNIR-2

Khikmanto Supribadi¹, Nurul Khakhim² dan Taufik Hery Purwanto³

*Badan Pertanahan Nasional, Indonesia¹, Fakultas Geografi, Universitas Gadjah Mada, Indonesia^{2,3}
kick_man99@yahoo.com*

Diterima: 25 Juli 2013 ; Direvisi: 2 Desember 2013; Dipublikasikan: 31 Maret 2014

ABSTRAK Perkembangan teknologi penginderaan jauh berkembang pesat terutama pasca perang dingin. Teknologi penginderaan jauh sangat baik dijadikan data pembuatan peta penggunaan lahan, karena kebutuhan pemetaan yang semakin tinggi terutama untuk mendeteksi perubahan penggunaan lahan. Untuk mendapatkan informasi penggunaan lahan dari citra penginderaan jauh diperlukan metode khusus, terutama untuk pengolahan citra penginderaan jauh secara digital. Salah satu metode pengolahan citra penginderaan jauh adalah metode Metode Support Vector Machine (SVM). Metode Support Vector Machine (SVM) merupakan metode learning machine (pembelajaran mesin) satu kelas dengan metode jaringan syaraf tiruan yang dapat mengenali pola dari masukan atau contoh yang diberikan dan juga termasuk ke dalam supervised learning. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa pengaruh masing-masing parameter pada metode SVM serta kombinasi yang paling menghasilkan akurasi tertinggi, serta menganalisa kemampuan metode Support Vector Machine (SVM) untuk pembuatan peta penggunaan lahan berdasarkan penutup lahan skala 1:100.000. Klasifikasi penggunaan lahan berbasis penutup lahan dengan metode Support Vector Machine (SVM) menggunakan data spektral, data spasial berupa data kemiringan dan data filter tekstur mean. Data filter tekstur mean yang digunakan adalah data masing-masing band maupun gabungan dari semua band dengan processing window 3x3, 5x5, 7x7, 9x9. Skema klasifikasi yang digunakan adalah skema klasifikasi penggunaan lahan menurut BPN tahun 2012 dengan modifikasi disesuaikan dengan kondisi di lapangan. Hasil penelitian menunjukkan hasil klasifikasi metode Support Vector Machine (SVM) pada data spectral menghasilkan akurasi keseluruhan 78,8845% dan kappa 0,7524. Pada penambahan data kemiringan menghasilkan akurasi keseluruhan 80,7973% dan 0,7755 untuk nilai kappa. Penggabungan data spectral dan filter tekstur mean dengan processing window 9x9 pada band gabungan 1, 2, 3 dan 4 ternyata semakin menaikkan tingkat akurasi keseluruhan hasil klasifikasi menjadi 92,8619% dan kappa 0,9163. Sedangkan pada simulasi gabungan antara data spektral, data kemiringan dan data filter tekstur ternyata menghasilkan akurasi yang lebih tinggi lagi terutama jika pada simulasi tekstur mean menggunakan semua band tekstur mean dengan processing window 9x9, akurasi keseluruhan yang diperoleh sampai 92,8951% dan kappa mencapai 0,9170.

Kata kunci : Citra Alos Avnir-2, metode Support Vector Machine (SVM), filtering texture mean, data spasial kemiringan.

ABSTRACT The development of remote sensing technology developed rapidly , especially after the cold war . Remote sensing technology is very well used as the data of land use map-making , because of the higher mapping needs , especially to detect changes in land use . To obtain land use information from remote sensing image takes a special method , especially for remote sensing image processing digitally . One method remote sensing image processing method is a method of Support Vector Machine (SVM) . Methods Support Vector Machine (SVM) is a machine learning method (machine learning) of the class with a method of neural network that can recognize patterns of input or examples given and also belong to the supervised learning . This study aims to analyze the influence of each parameter on the method of SVM and most combinations yield the highest accuracy , and analyze the ability of the method Support Vector Machine (SVM) to manufacture land use map based on 1:100,000 scale land cover . Classification of land use land cover with a method based Support Vector Machine (SVM) using the spectral data , the slope of the spatial data in the form of data and data filters mean texture . Data are the mean texture filter used is the data of each band as well as a composite of all the bands with processing window 3x3 , 5x5 , 7x7 , 9x9 . Classification scheme used is a land use classification scheme according BPN 2012 with modifications adapted to the conditions on the ground . The results showed the results of the classification method Support Vector Machine (SVM) spectral data resulted in an overall accuracy and kappa 0.7524 78.8845 % . In addition the slope of the data resulted in an overall accuracy of 80.7973 % and 0.7755 for the kappa value . Merging data spectral and texture mean filter with 9x9 window processing on the combined bands 1 , 2 , 3 and 4 turned out to be more and raise the level of the overall accuracy of the classification results into 92.8619 % and 0.9163 kappa . While the combination of

simulated spectral data , the slope of the data and the data turns out to produce a texture filter higher accuracy , especially if the texture simulations use the mean of all the mean texture band with 9x9 processing window , obtained an overall accuracy up to 92.8951 % and kappa reaches 0 , 9170.

Key words: Image Alos Avnir-2, the method of Support Vector Machine (SVM), Texture Filtering Mean, the slope of the spatial data.

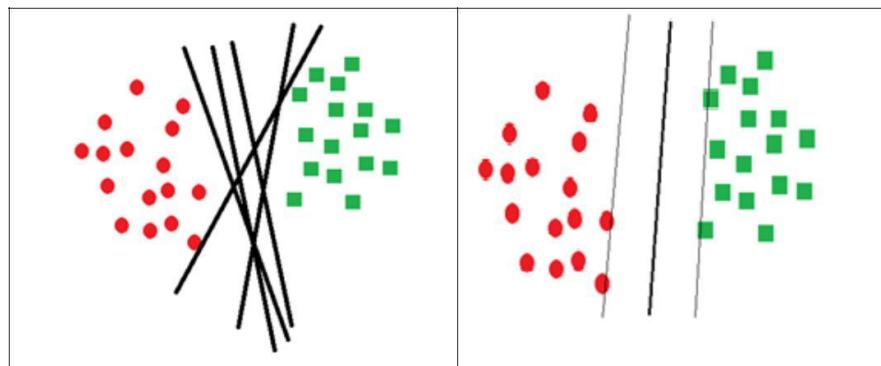
PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi penginderaan jauh ditandai dengan munculnya berbagai wahana satelit sebagai perkembangan dari foto udara. Teknik pengolahan citra satelit juga mengalami kemajuan yang cukup signifikan, dari awalnya dengan cara interpretasi visual berkembang menjadi digital bahkan dengan rekayasa untuk menghasilkan analisis interpretasi yang lebih baik.

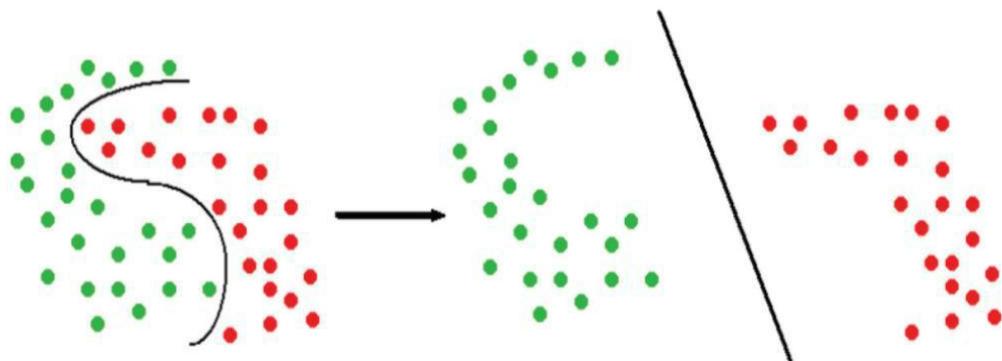
Metode *Support Vector Machine* (SVM) merupakan metode yang dapat memprediksi serta mengenali pola dari hasil masukan atau pembelajaran yang diberikan. Metode *Support Vector Machine* (SVM) juga termasuk kedalam *supervised learning* karena membutuhkan contoh agar *Support Vector Machine* (SVM) dapat mencari fungsi pemisah antar kelas – kelas dengan cara memaksimalkan *margin* atau garis batas. Untuk mengetahui kemampuan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan kombinasi parameter yang dapat menghasilkan klasifikasi dengan akurasi yang terbaik dengan cara melakukan simulasi beberapa kombinasi parameter serta menggunakan beberapa

data seperti spektral, kemiringan dan filter tekstur mean.

Tujuan penelitian adalah (1) menganalisa pengaruh masing-masing parameter, serta kombinasi parameter yang menghasilkan akurasi yang tinggi dan waktu pemrosesan yang singkat pada metode *Support Vector Machine* (SVM) pada citra Alos Avnir-2; (2) menganalisa metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk pembuatan peta klasifikasi penggunaan lahan berbasis penutup lahan skala 1:100.000; (3) *Support Vector Machine* (SVM) menyelesaikan masalah dengan pencarian garis atau bidang pemisah dengan mencari *maximum marginal hyperplane* atau bidang pemisah dengan jarak tepi batas (*margin*) maksimal. Pencarian garis atau bidang pemisah tersebut tidak hanya mempertimbangkan keterpisahan akan tetapi juga mempertimbangkan jarak yang paling jauh untuk dapat memisahkan dua kelas tepat di tengah. Sebagai ilustrasi pencarian *hyperplane* atau garis pemisah dan belum menemukan posisi yang terbaik ditunjukkan Gambar 1 a dan b.



Gambar 1 a. Pencarian Hyperplane optimal



Gambar 1 b. Fungsi Kernel Merubah Kasus Non Linear Menjadi Linear

Pada kasus yang tidak linier diperlukan fungsi khusus yang dapat merubah kasus non linier menjadi kasus yang linier yaitu dengan menggunakan kernel diantaranya :

- linier: $x^T x$,
- Polynomial: $(x^T x + 1)p$,
- Radialbasisfunction(RBF): $\exp(-12\sigma^2 \|x - xi\|^2)$

➤ Tangent hyperbolic (sigmoid): $\tanh(\beta x^T x_i + \beta_1)$, dimana $\beta, \beta_1 \in$

Penelitian ini akan menggunakan klasifikasi penutup lahan yang mengacu pada penggunaan lahan menurut Badan Pertanahan Nasional (BPN) tahun 2012 dengan tingkat klasifikasi untuk pemetaan skala 1:100.000 dan akan dimodifikasi disesuaikan dengan lapangan (Tabel 1).

Tabel 1. Sistem Klasifikasi BPN Tahun 2012

Skema Klasifikasi BPN Skala 1:100.000	Skema Klasifikasi BPN Skala 1:50.000	Modifikasi Klasifikasi Penggunaan Lahan Skala 1:100.000
Perkampungan	Perumahan Kampung Tempat olah raga Kuburan/pemakaman Taman Tempat bersejarah	Permukiman Perkotaan Permukiman Perdesaan Lapangan
Tanah jasa	Tanah Jasa	Tanah Jasa Transportasi
Tanah industri/pergudangan	Tanah Industri /Pergudangan	Sawah Irigasi
Tanah pertanian	Sawah irigasi Sawah non irigasi Tegalan / lading Kebun sayur Kebun tanaman hias Kebun buah-buahan Kebun biofarmasi / obat –obatan Kebun campuran	Sawah Tadah Hujan Tegalan / ladang Perkebunan
Tanah peternakan	-	
Perikanan darat	Kolam air tawar Tambak Penggaraman Pengairan Bekas Tambang Waduk Danau/situ/Telaga Sungai Bencah	Pemanfaatan Tubuh Air
Tanah terbuka	Tanah Terbuka	
Pertambangan	Pertambangan	
Padang	Padang Rumput Sabana Alang-alang Semak	
Hutan	Hutan Lebat Hutan Belukar Hutan Jenis	Hutan

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini akan dikaji metode *support vector machine* (SVM) untuk klasifikasi multispektral secara digital ditambah dengan data non spektral berupa data kemiringan dan data filter tekstur untuk menghasilkan peta penggunaan lahan berbasis penutup lahan menurut klasifikasi yang dikeluarkan oleh Badan Pertanahan Nasional (BPN) tahun 2012. Penelitian ini akan mengkaji kemampuan metode *support vector machine* (SVM) dengan cara melakukan simulasi-simulasi kombinasi parameter, dari simulasi tersebut dapat diperoleh kombinasi yang menghasilkan akurasi tertinggi yang dianggap sebagai kombinasi terbaik, akan dikaji pula waktu

yang diperlukan untuk pemrosesan datanya serta pengaruh dari masing-masing parameter pada metode *support vector machine* (SVM).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Beberapa parameter yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah tipe kernel yang digunakan, *Gamma in kernel function, Penalty parameter, Pyramid level, Classification probability threshold*. Tipe kernel yang akan digunakan adalah semua tipe yang ada pada metode *support vector machine*, seperti *linier, polynomial, RBF* dan *sigmoid* (Tabel 2).

Tabel 2. Simulasi Metode SVM Data Spektral

Simulasi	Kernel	PP	PL	CPT	GKF	BKF	DKP	W (detik)	AK	Kappa
SVM 1	Linier	10	0	0	-	-	-	108	76,2284	0,7211
SVM 2	Linier	25	0	0	-	-	-	100	77,0252	0,7308
SVM 3	Linier	50	0	0	-	-	-	94	77,7224	0,739
SVM 4	Linier	100	0	0	-	-	-	90	77,7556	0,7394
SVM 5	Linier	250	0	0	-	-	-	87	77,7556	0,7394
SVM 6	Linier	500	0	0	-	-	-	83	77,7888	0,7397
SVM 7	Linier	750	0	0	-	-	-	81	77,5232	0,7369
SVM 8	Linier	1000	0	0	-	-	-	80	77,4568	0,7361
SVM 9	Linier	1250	0	0	-	-	-	79	77,2908	0,7342
SVM 10	Linier	1500	0	0	-	-	-	81	77,2576	0,7338
SVM 11	Linier	100	0	0	-	-	-	90	77,7556	0,7394
SVM 12	Linier	100	1	0	-	-	-	104	78,5193	0,7482
SVM 13	Linier	100	2	0	-	-	-	117	78,5193	0,7482
SVM 14	Linier	100	3	0	-	-	-	125	78,5193	0,7482
SVM 15	Linier	100	0	0,01	-	-	-	89	77,7556	0,7394
SVM 16	Linier	100	0	0,05	-	-	-	90	77,7556	0,7394
SVM 17	Linier	100	0	0,1	-	-	-	91	77,7556	0,7394
SVM 18	Linier	0,25			-		0,7394			
SVM 19	Linier	0,5			-		0,666			
SVM 20	Linier	0,75			-		0,4246			
SVM 21	Linier	0,9			-		0,1581			
SVM 22	Linier	1			-		0			
SVM 23	Linier	0,1			-		0,7394			
SVM 24	Linier	0,05			-		0,7394			
SVM 25	Linier	0,01			-		0,7394			
SVM 26	Linier	0			-		0,7524			
SVM 27	RBF	0			-		0,7352			
SVM 28	RBF	0			-		0,7352			
SVM 29	RBF	0			-		0,7352			
SVM 30	RBF	0			-		0,7352			
SVM 31	RBF	0			-		0,7352			
SVM 32	RBF	0			-		0,7352			

SVM 33	RBF	0	-	0,7352
SVM 34	RBF	0	-	0,7352
SVM 35	Sigmoid	0	-	0,7343
SVM 36	Sigmoid	0	-	0,7346
SVM 37	Sigmoid	0	-	0,7307
SVM 38	Sigmoid	0	-	0,7279
SVM 39	Sigmoid	0	-	0,7204
SVM 41	Sigmoid	0	-	0,6574
SVM 42	Sigmoid	0	-	0,6006
SVM 43	Sigmoid	0	-	0,7331
SVM 44	Sigmoid	0	-	0,7331
SVM 45	Sigmoid	0	-	0,7407
SVM 46	Sigmoid	0	-	0,7399
SVM 47	Polynomial	0	1	0,7304
SVM 48	Polynomial	0	2	0,7389
SVM 49	Polynomial	0	3	0,7443
SVM 50	Polynomial	0	4	0,7447
SVM 51	Polynomial	0	5	0,7404
SVM 52	Polynomial	0	6	0,7431
SVM 53	Polynomial	0	4	0,742
SVM 54	Polynomial	0,05	4	0,6638
SVM 55	Polynomial	0,01	4	0,672

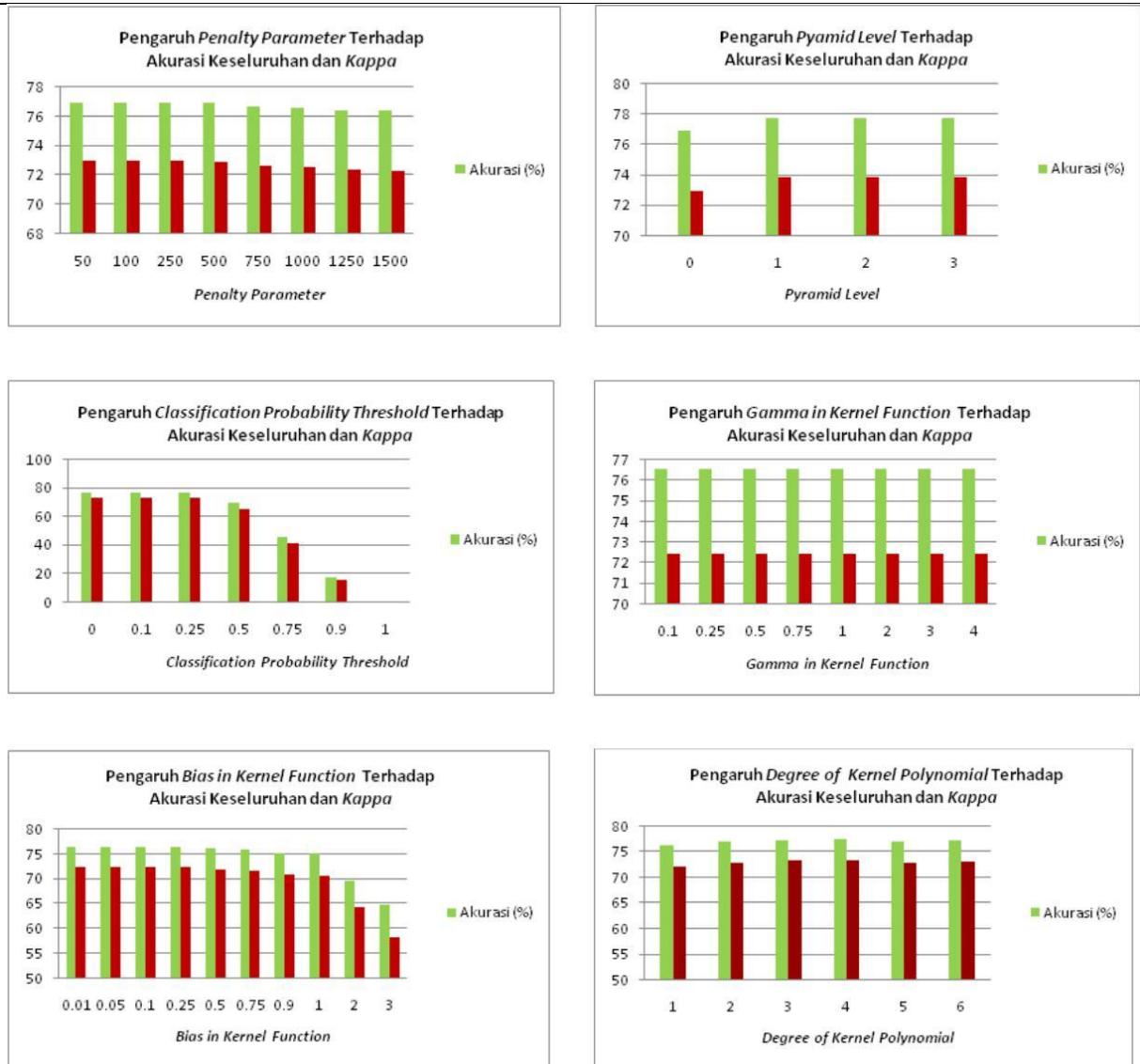
Pengaruh masing-masing parameter pada metode support vector machine (SVM) adalah sebagai berikut (Gambar 3):

- *penalty parameter* : semakin tinggi nilai *penalty parameter* maka hasil klasifikasinya akan meningkat, dan jika diberi penambahan terus hasil klasifikasi mengalami penurunan.
- *pyramid level* : nilai parameter selain 0 akan menghasilkan akurasi yang tinggi dan sama. Semakin tinggi parameter waktu yang dibutuhkan semakin lama.
- *classification probability threshold* : semakin tinggi nilai parameter semakin rendah akurasinya, serta waktu yang dibutuhkan cenderung semakin lama.
- *gamma in kernel function* : parameter ini tidak memiliki pengaruh terhadap akurasi yang

dihasilkan maupun waktu pemrosesan datanya.

- *bias in kernel function* : akurasi yang dihasilkan tinggi jika nilai parameternya kurang dari 1. Sedangkan dari segi waktu semakin tinggi nilai parameter maka waktu yang dibutuhkan semakin lama.
- *degree of kernel polynomial* : nilai yang dihasilkan dari parameter ini relatif stabil, perubahannya tidak begitu signifikan. Sedangkan dari waktu yang dibutuhkan semakin tinggi parameter semakin lama waktu yang dibutuhkan.

Hasil dari kombinasi parameter ternyata diperoleh tingkat akurasi 78,8845% dan *kappa* 0,7524 yang tertinggi yaitu simulasi SVM 26 dengan parameter *kernel linier*, *penalty parameter* 250, *pyramid level* 1 dan *classification probability threshold* 0.



Gambar 3. Pengaruh Parameter SVM terhadap akurasi keseluruhan dan Kappa

Tabel 3. Simulasi Metode SVM Menggunakan Data Kemiringan

Simulasi	Kernel	PP	PL	CPT	GKF	BKF	DKP	W (detik)	AK	Kappa
SVM 10	Linier	100	1	0	-	-	-		92	80,5648
SVM 26	Linier	250	1	0	-	-	-		84	80,7973
SVM 31	RBF	100	0	0	1	-	-		122	79,2096
SVM 45	Sigmoid	250	0	0	0,25	0,01	-		206	79,6678
SVM 50	Polynomial	100	0	0	0,25	1	4		152	79,701

PP=Penalty Parameter; PL=Pyramid Level; CPT=Classification Probability Threshold; GKF=Gamma in Kernel Function; BKF=Bias in Kernel Function; DKP=Degree of Kernel Polynomial; AK=Akurasi

Pada simulasi SVM dengan melibatkan data spektral dan data spasial berupa kemiringan yang dimaksudkan untuk meningkatkan akurasi hasil klasifikasi diperoleh hasil seperti Tabel 3. Pada Tabel 3 terlihat bahwa simulasi SVM 26 mempunyai hasil yang paling bagus, hal itu juga sama seperti pada simulasi menggunakan data spektral. Dengan menggunakan kernel *linier*,

penalty parameter 250, *pyramid level* 1 dan *classification probability threshold* 0 akan menghasilkan nilai akurasi paling tinggi baik pada spektral murni maupun ditambah dengan data spasial berupa kemiringan. Penggunaan data spasial juga akan meningkatkan akurasi hasil klasifikasi dari 78,8845% menjadi 80,7973% atau meningkat sekitar 1,9128%.

Selain menggunakan data spasial dalam penelitian ini juga menggunakan data filter tekstur yang digabung dengan data spektral, dengan harapan hasil yang diperoleh akan semakin baik. Simulasi menggunakan data tekstur mean menggunakan *processing window* 3x3, 5x5, 7x7 dan 9x9. Parameter SVM yang digunakan adalah kombinasi parameter yang pada simulasi sebelumnya menghasilkan akurasi tertinggi yaitu menggunakan kernel *linier*, *penalty parameter* 250, *pyramid level* 1 dan *classification probability threshold* 0.

Pada Tabel 4 terlihat bahwa penggunaan filter tekstur *mean* mampu meningkatkan hasil akurasi klasifikasi penggunaan lahan. Nilai tertinggi diperoleh dengan menggunakan tekstur mean pada gabungan band 1, 2, 3 dan 4 dengan *processing window* 9x9 dengan nilai akurasi 92,8619% dan kappa 0,9163. dari segi band yang digunakan hampir disemua simulasi tekstur mean baik dengan moving windows 3x3 sampai 9x9 ternyata penggunaan gabungan band 1, 2, 3 dan 4. Sedangkan dari segi *moving windows* yang digunakan ternyata dengan menggunakan 9x9 menghasilkan akurasi yang paling baik.

Hasil uji akurasi menggunakan data gabungan antara data spektral (4 band), data spasial berupa kemiringan dan data tekstur means dengan *processing window* 7x7 menghasilkan akurasi yang cukup baik (tabel 4.8). Ada persamaan pola akurasi dari tabel tersebut yaitu penggunaan band tekstur individu dan band tekstur gabungan (band 1, 2, 3, 4), pada tabel 4.7.simulasi SVM dengan menggunakan data spektral dan data tekstur terlihat bahwa penggunaan band tekstur tunggal akan

menghasilkan akurasi yang lebih rendah dibandingkan menggunakan data tekstur gabungan (band 1, 2, 3, 4). Pada percobaan simulasi dengan melibatkan semua data (spektral, spasial dan tekstur) ternyata terdapat pola yang sama, penggunaan band tekstur gabungan (band 1, 2, 3, 4) juga menghasilkan akurasi yang paling tinggi. Akurasi tertinggi yang diperoleh pada simulasi ini juga didapatkan dari SVM 26 dengan kombinasi parameter kernel *linier*, *penalty parameter* 250, *pyramid level* 1 dan *classification probability threshold* 0. Akurasi yang diperoleh mencapai 92,8951% dan kappa 0,9170. Dibandingkan dengan simulasi data menggunakan gabungan data spektral dan filter tekstur terjadi peningkatan yang tidak cukup signifikan yaitu 0,0332%.

Metode klasifikasi menggunakan *support vector machine* (SVM) ternyata konsisten dalam hal parameter yang digunakan untuk mendapatkan akurasi tertinggi. Pada simulasi menggunakan data spektral seperti pada Gambar 4, kemiringan data filter tekstur maupun gabungan seluruh data parameter svm yang dapat menghasilkan akurasi tertinggi sama SVM 26 dengan kombinasi parameter kernel linier, *penalty parameter* 250, *pyramid level* 1 dan *classification probability threshold* 0, dengan hasil tersebut diperoleh kesimpulan bahwa suatu kombinasi parameter SVM yang baik pada simulasi tertentu maka akan menghasilkan hasil yang baik juga pada simulasi yang lainnya sehingga kombinasi parameter tersebut dapat digunakan untuk kasus lain.

Tabel 4. Simulasi SVM Menggunakan *Filtering Texture Mean*

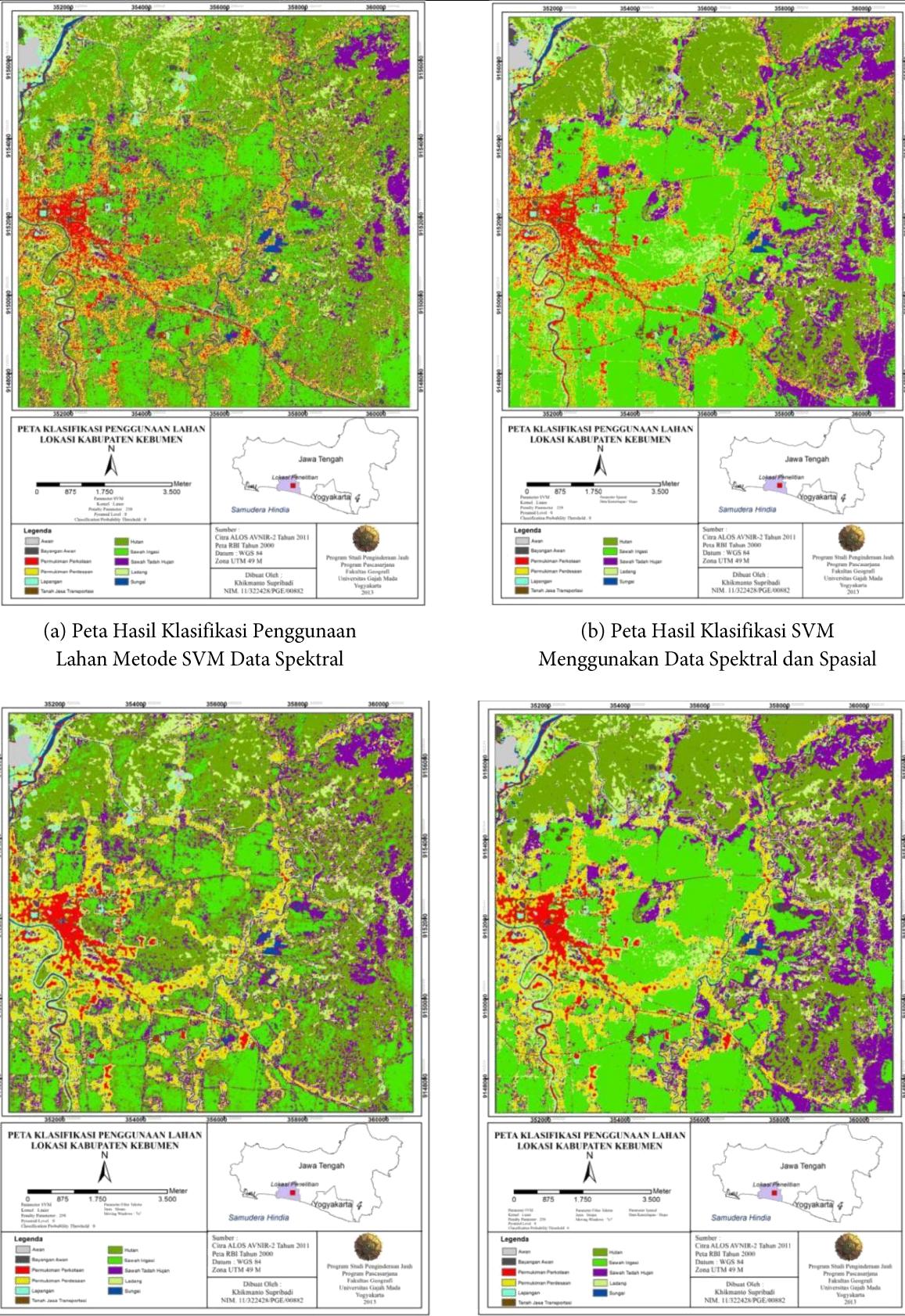
No	Jenis Filter Texture	Band	Processing Windows											
			3x3			5x5			7x7			9x9		
			W	Akurasi	Kappa	W	Akurasi	Kappa	W	Akurasi	Kappa	W	Akurasi	Kappa
1	Mean	1	100	80,5113	0,772	98	81,9389	0,7885	93	83,7317	0,8093	95	85,1262	0,8257
2	Mean	2	96	81,5405	0,783	96	82,8021	0,7979	90	83,9973	0,8121	89	86,6534	0,8433
3	Mean	3	98	83,5325	0,807	94	86,3214	0,8396	91	88,081	0,8602	93	87,9814	0,859
4	Mean	4	102	81,2085	0,78	100	82,0385	0,7892	97	81,9721	0,7884	94	82,3041	0,7921
5	Mean	1,2,3,4	94	86,1554	0,838	87	89,409	0,876	89	91,7663	0,9036	89	92,8619	0,9163

Tabel 5. Simulasi Metode SVM Menggunakan Data Gabungan Spektral, Spasial Dan Tekstur Pada Setiap Band

Simulasi	Kernel	PP	PL	CPT	GKF	BKF	DKP	Tekstur Band 1			Tekstur Band 2			Tekstur Band 3		
								W	AK	Kappa	W	AK	Kappa	W	AK	Kappa
SVM 10	Linier	100	1	0	-	-	-	95	84,9834	0,8244	91	84,595	0,8197	87	86,5116	0,842
SVM 26	Linier	250	1	0	-	-	-	83	84,6512	0,8206	81	85,0598	0,825	78	86,6113	0,843
SVM 31	RBF	100	0	0	1	-	-	122	82,9957	0,8012	120	83,1009	0,8022	113	86,0179	0,836
SVM 45	Sigmoid	250	0	0	0,25	0,01	-	206	82,8628	0,7997	196	83,8313	0,8107	184	85,9515	0,835
SVM 50	Polynomial	100	0	0	0,25	1	4	147	84,5847	0,8198	137	84,2297	0,8154	132	86,2791	0,839

Lanjutan

Simulasi	Kernel	PP	PL	CPT	GKF	BKF	DKP	Tekstur Band 4			Tekstur Band 1,2,3,4		
								W	AK	Kappa	W	AK	Kappa
SVM 10	Linier	100	1	0	-	-	-	92	84,894	0,823	87	92,5299	0,912
SVM 26	Linier	250	1	0	-	-	-	91	85,1262	0,826	79	92,8951	0,917
SVM 31	RBF	100	0	0	1	-	-	120	84,861	0,823	118	91,5339	0,901
SVM 45	Sigmoid	250	0	0	0,25	0,01	-	201	84,462	0,818	184	91,1023	0,895
SVM 50	Polynomial	100	0	0	0,25	1	4	138	84,13	0,814	127	91,4011	0,899



Gambar 4. Peta Hasil Klasifikasi Menggunakan *Support Vector Machine* (SVM)

KESIMPULAN

1. Pada simulasi metode SVM menggunakan citra Alos Avnir-2, diperoleh parameter yang dapat menghasilkan akurasi tertinggi adalah dengan menggunakan kernel *linier*, *penalty parameter* 250, *pyramid level 1* dan *classification probability threshold 0* dengan menghasilkan akurasi keseluruhan 78,8845% dan *kappa* 0,7524. Penambahan data spasial berupa kemiringan maka akan meningkatkan hasil klasifikasi menjadi 80,7973% untuk akurasi keseluruhan dan 0,7755 untuk nilai *kappanya*. Penggabungan data spektral dan filter tekstur *mean* dengan *processing window* 9x9 ternyata semakin menaikan tingkat akurasi hasil klasifikasi menjadi 92,8619% dan *kappa* 0,9163. Pada simulasi gabungan antara spektral, kemiringan dan tekstur ternyata menghasilkan akurasi yang lebih tinggi lagi terutama jika pada simulasi tekstur *mean* menggunakan semua band tekstur *mean*, akurasi yang diperoleh sampai 92,8951% dan *kappa* mencapai 0,9170. Secara umum penggunaan metode *Support Vector Machine* (SVM) menghasilkan akurasi diatas persyaratan minimal akurasi klasifikasi menggunakan citra penginderaan jauh, yaitu diatas 85%.
2. Metode *Support Vector Machine* (SVM) dapat digunakan sebagai alternatif metode untuk klasifikasi penggunaan lahan berbasis penutup lahan skala 1:100.000 karena memiliki tingkat akurasi yang baik yaitu diatas 85%.

DAFTAR PUSTAKA

- Anderson, J.R., Hardy, E.E., Roach, J.T., and Witmer, R.E.. (2001). *A Land Use and Land Cover Classification System for Use With Remote Sensor Data*. Washington: Geological Survey Professional Paper 967.
- Koto, A.G. (2013). Pemanfaatan Teknologi Penginderaan Jauh dan SIG Untuk Evaluasi Lahan Kering di Kabupaten Bantaeng. Sulawesi Selatan. *Tesis*. Universitas Gajah Mada.
- Burges, C.J.C.. (1998). *A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition*. Data Mining and Knowledge Discovery. 2, 121-167.
- Congalton, R.G. and Green, K. (2009). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data*. New York: CRC Press.
- Danoedoro, P. (2004). *Sains Informasi Geografis : Dari Perolehan dan Analisis Citra Hingga Pemetaan Dan Pemodelan Spasial*. Yogyakarta. Jurusan Kartografi dan Penginderaan Jauh UGM.
- Danoedoro, P. (2012). *Pengantar Penginderaan Jauh Digital*. Yogyakarta: CV. ANDI OFFSET.
- Hidayati, I.N. (2008). Modifikasi Teori Bukti Dempster-Shafer untuk Optimalisasi Klasifikasi Penggunaan Lahan Berdasarkan Citra dan Data Spasial Multisumber. *Tesis*: Universitas Gadjah Mada.
- Hsu, C.W., Chang, C.C.. and Lin, C.J. (2010). *A Practical Guide to Support Vector Classification*. Departement of Computer Science National Taiwan University. Taipei.
- Huang, C. (2002). *An Assessment of Support Vector Machines for Land Cover Classification*. Int. J. Remote Sensing. 23 (4), 725-749.
- Indrawati, L. (2009). Klasifikasi Pohon Keputusan Untuk Kajian Perubahan Penggunaan Lahan Kota Semarang Menggunakan Citra Landsat TM/ETM+. *Tesis* : Universitas Gadjah Mada.
- Konferensi Nasional Sistem dan Informatika Bali. (2008). *Support Vector Machine: Paradigma Baru dalam Soft Computing*. Nugroho, A.S.. Bali: Pusat teknologi Informasi & Komunikasi Badan Pengkajian & Penenrapan Teknologi (PTIK-BPPT).
- Lillesand, T.M. and Keifer, R.W. (2004). *Remote Sensing and Image Interpretation*. Fourth Edition. Jhon Wiley and Sons. Inc.
- Mugito. (2008). Analisis Tekstur Pada Citra Aster Untuk Klasifikasi Penggunaan Lahan Objek Pajak Bumi dan Bangunan Sudi Kasus di Wilayah Kabupaten Bantul. *Tesis* : Universitas Gajah Mada.
- Nugraha, A.W. (2009). Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Jawa Nglegno dengan *Multiclass Support Vector Machine (SVM)*. *Tesis*: Universitas Gadjah Mada.
- Nugroho, A.S. (2003). *Support Vector Machine* Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika. <http://ilmukomputer.com>.
- Samudra, I.S. (2007). Kemampuan Metode Jaringan Syaraf Tiruan untuk Klasifikasi Penutup Lahan dengan Menggunakan Citra Aster. *Tesis*: Universitas Gadjah Mada.
- Sutanto. (1986). *Penginderaan Jauh Jilid I*. Gajah Mada University press. Yogyakarta.
- Tschannen, K. (2010). *Evaluation of Adaptive Image Characteristics for Image Classification*. Bachelor Thesis. Photogrammetrie Fernerkundung. Eidgenossische Technische Hochshcule Zurich Swiss Federal Institute of Technology Zurich.
- Vapnik, V.N. (1999). *The Nature of Statistical Learning Theory 2nd edition*. Springer-Verlag. New York.