

**PENGARUH KOREKSI TOPOGRAFI METODE *SUN CANOPY SENSOR*
+ *C CORRECTION* (SCS + C) TERHADAP AKURASI HASIL
BERBAGAI METODE KLASIFIKASI PADA CITRA LANDSAT 8
*SURFACE REFLECTANCE***

**(THE EFFECT OF TOPOGRAPHIC CORRECTION METHODS SUN
CANOPY SENSOR + C CORRECTION (SCS + C) ON THE ACCURACY
OF THE RESULTS OF VARIOUS CLASSIFICATION METHODS IN
LANDSAT 8 SURFACE REFLECTANCE IMAGE)**

Ferman Setia Nugroho^{1,a}

¹*National Institute of Aeronautics and Space of Indonesia (LAPAN)*

^aKontributor utama

e-mail: ferman.setia@lapan.go.id

Diterima 22 Mei 2020; Direvisi 2 Oktober 2020; Disetujui 20 Oktober 2020

ABSTRACT

In the land cover classification process using the optical system remote sensing satellite data, there are problems in hilly areas where the lighting on the slopes facing or backward from the sun produces different spectral responses. In this study, we will analyze the effect of topographic correction on the Sun Canopy Sensor + C Correction (SCS + C) method on the accuracy of the classification results on the Landsat 8 surface reflectance image. The results showed an increase in classification overall accuracy after topographic correction using the Support Vector Machine (SVM) method, Classification and Regression Tree (CRT), Random Forest (RF), and Minimum Distance (MD), respectively 4.45%, 3.33%, 2.23%, and 2.22%. The topographic correction applied to the Maximum Entropy (ME) classification methods failed to improve accuracy. It can be concluded that topographic correction can improve the accuracy of land cover classification results, especially in hilly areas.

Keywords: topographic correction, classification, Landsat 8, support vector machine, classification and regression tree, random forest, minimum distance, maximum entropy

ABSTRAK

Dalam proses klasifikasi penutup lahan menggunakan data satelit penginderaan jauh sistem optik, terdapat permasalahan pada wilayah yang berbukit dimana pencahayaan pada lereng yang menghadap ataupun yang membelakangi matahari menghasilkan respon spektral yang berbeda. Dalam penelitian ini, akan dianalisis pengaruh koreksi topografi metode *Sun Canopy Sensor + C Correction* (SCS+C) terhadap akurasi hasil klasifikasi pada citra Landsat 8 *surface reflectance*. Hasil penelitian menunjukkan kenaikan akurasi klasifikasi setelah dilakukan koreksi topografi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM), *Classification and Regression Tree* (CRT), *Random Forest* (RF), dan *Minimum Distance* (MD), masing-masing sebesar 4,45%, 3,33%, 2,23%, dan 2,22%. Koreksi topografi yang diterapkan pada metode klasifikasi *Maximum Entropy* (ME) tidak berhasil meningkatkan akurasi. Dapat disimpulkan bahwa koreksi topografi dapat meningkatkan akurasi hasil klasifikasi penutup lahan terutama pada wilayah yang berbukit.

Kata kunci: koreksi topografi, klasifikasi, Landsat 8, support vector machine, classification and regression tree, random forest, minimum distance, maximum entropy

1 PENDAHULUAN

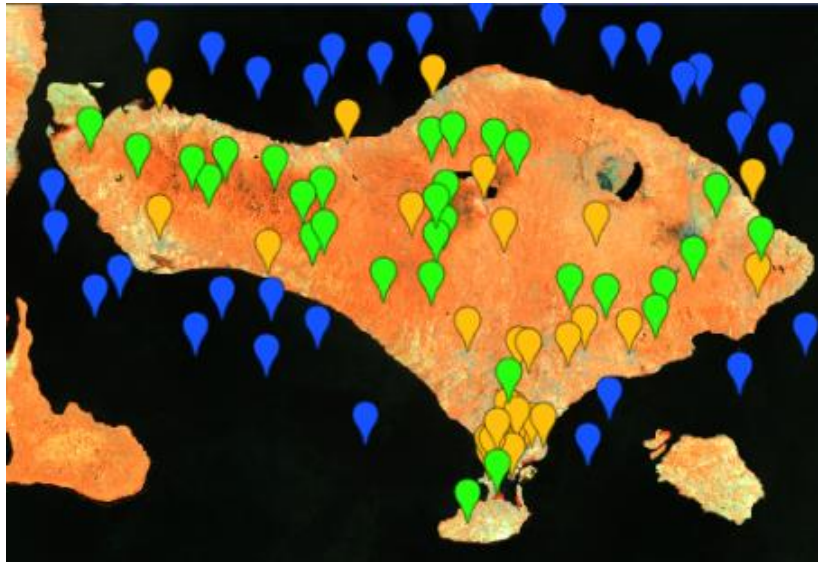
Pemetaan penutup lahan yang akurat dan cepat menggunakan penginderaan jauh mendapatkan perhatian yang tinggi saat ini (Chen *et al.*, 2018; Kumar & Mutanga, 2018; Nomura & Mitchard, 2018). Namun dalam proses pemetaan tersebut terdapat tantangan pada wilayah dengan topografi berbukit yang menciptakan perbedaan pencahayaan pada lereng yang menghadap ataupun lereng yang membelakangi matahari sehingga menghasilkan respons spektral yang berbeda (Dong *et al.*, 2020; Fan *et al.*, 2018; Y. Gao & Zhang, 2009b; Zylshal, 2020). Objek yang sama pada lereng dengan arah hadap terhadap matahari berbeda, dapat memiliki nilai spektral yang berbeda. Hal tersebut mengurangi akurasi pemetaan dan menurunkan kinerja pemantauan vegetasi (Riaño *et al.*, 2003). Beberapa penelitian telah menguji dan menerapkan teknik-teknik ini pada berbagai metode menggunakan data Landsat (Y. Gao & Zhang, 2009a, 2009b; Hantson & Chuvieco, 2011; Phiri *et al.*, 2018; Pimple *et al.*, 2017; Riaño *et al.*, 2003; Vanonckelen *et al.*, 2014). Data IKONOS juga pernah dilakukan koreksi topografi untuk meminimalisir efek topografi (Law & Nichol, 2004; Nichol & Hang, 2013).

Secara umum, ada dua jenis metode koreksi topografi, metode yang pertama, menggunakan *band* rasio, dan yang kedua menggunakan *Digital Elevation Model* (DEM) (Y. Gao & Zhang, 2009b). *Band* rasio dapat mengurangi resolusi radiometrik sehingga tidak digunakan dalam penelitian ini (Chavez Jr., 1996).

Metode kedua menggunakan DEM untuk merekonstruksi berbagai iluminasi di medan bumi berdasarkan kemiringan, aspek, dan posisi matahari (Balthazar *et al.*, 2012). Metode ini dipilih sebagai metode koreksi di dalam penelitian ini. Ada banyak algoritma untuk koreksi topografi, *Sun Canopy Sensor + C Correction* (SCS + C) menjadi salah satu algoritma yang terbaik yang digunakan dalam koreksi topografi (Soenen *et al.*, 2005; Vanonckelen *et al.*, 2014; Vázquez-Jiménez *et al.*, 2017). Pada penelitian sebelumnya dilihat bagaimana resolusi DEM yang berbeda dapat mempengaruhi kinerja algoritma. Sebelum tahun 2010, data DEM resolusi tinggi mahal dan sulit diperoleh oleh para peneliti. Oleh karena itu *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) telah banyak digunakan dalam koreksi topografi (Y. Gao & Zhang, 2009a).

DEM merepresentasikan informasi 3D di lapangan dan merupakan variabel terpenting yang diperlukan untuk koreksi topografi. SRTM telah ada sejak tahun 2000 dan telah banyak digunakan untuk berbagai keperluan aplikasi, salah satunya digunakan untuk koreksi topografi (M. Gao *et al.*, 2016; Y. Gao & Zhang, 2009a, 2009b; Hantson & Chuvieco, 2011; Phiri *et al.*, 2018; Pimple *et al.*, 2017; Vanonckelen *et al.*, 2014).

Dalam melakukan koreksi topografi, untuk menghasilkan *output* yang lebih baik maka digunakanlah DEM dengan resolusi spasial yang sama dengan resolusi spasial dari citra yang dianalisis (Hantson & Chuvieco, 2011; Nichol & Hang, 2013).



Gambar 2-1: Lokasi Penelitian dan sebaran titik uji akurasi penutup lahan

Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui besarnya pengaruh koreksi topografi dengan metode koreksi SCS+C terhadap akurasi hasil klasifikasi dengan 5 metode klasifikasi pada citra Landsat 8 *surface reflectance*.

2 METODOLOGI

2.1 Lokasi dan Data

Dalam penelitian ini digunakan data Landsat 8 *surface reflectance* daerah Pulau Bali, Indonesia *path/row* 116/066 dan 117/066 tahun 2019 sebanyak 45 *scene*. Data SRTM 30 meter digunakan untuk koreksi topografi. Pulau Bali memiliki bentuk lahan asal proses vulkanik dan bentuk lahan asal proses struktural yang memiliki variasi topografi yang beragam. Gambar 2-1 menunjukkan lokasi wilayah penelitian pada komposit *band* 5, 6, dan 7 dan sebaran titik uji akurasi yang berjumlah 900 titik. 300 Titik biru menunjukkan air, 300 titik hijau menunjukkan vegetasi, dan 300 titik oranye menunjukkan tanah.

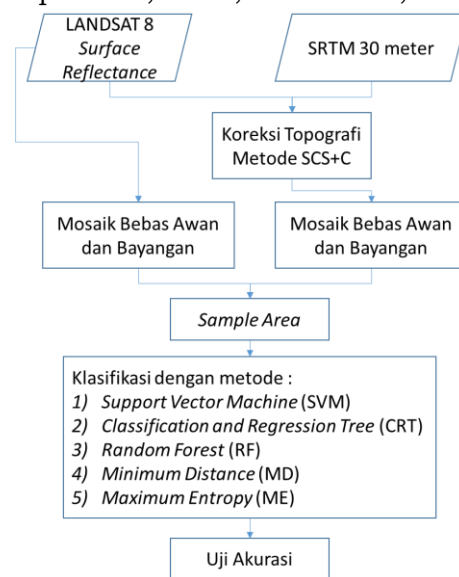
2.2 Metode Penelitian

Langkah pertama yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu melakukan koreksi topografi dengan metode koreksi Sun Canopy Sensor + C Correction (SCS + C) yang dikembangkan oleh Patrick Burns dan Matt Macander (Macander *et al.*, 2020). Hal ini didasarkan pada hubungan antara matahari, kanopi, dan sensor. Karena pertumbuhan pohon

bersifat geotropik, topografinya tidak dapat mempengaruhi hubungan geometris antara matahari dan pohon. Topografi mempengaruhi hubungan posisi antara pohon dan permukaan. Model SCS + C adalah model berdasarkan kanopi, yang memungkinkan perubahan arah iluminasi yang lebih konsisten dengan praktik selama proses koreksi kanopi cahaya dari permukaan miring ke horizontal (Dong *et al.*, 2020; M. Gao *et al.*, 2016). Setelah tahapan koreksi topografi kemudian dilakukan proses mosaik bebas awan dan bayangan. Sebelum dilakukan klasifikasi terlebih dahulu dilakukan pengambilan data referensi untuk *training sample* berdasarkan kelas yang ada di dalam citra. Data diambil secara acak. Titik yang diambil merupakan bagian yang dianggap mewakili suatu kelas yang ingin diklasifikasi. Titik yang telah dipilih disimpan dan pada saat proses klasifikasi berlangsung, *training sample* tersebut akan menjadi dasar klasifikasi obyek pada citra. Dalam penelitian ini *training sample* terbagi dalam 3 kelas, yaitu kelas air, tanah dan vegetasi untuk digunakan sebagai *input* dalam proses klasifikasi terbimbing dengan 5 metode klasifikasi yaitu: (1) *Support Vector Machine (SVM) Classifier*. SVM menjadi populer dalam dekade terakhir untuk memecahkan masalah dalam klasifikasi. Masalah dalam klasifikasi SVM melalui konsep pendekatan dari margin, yang didefinisikan sebagai jarak terkecil

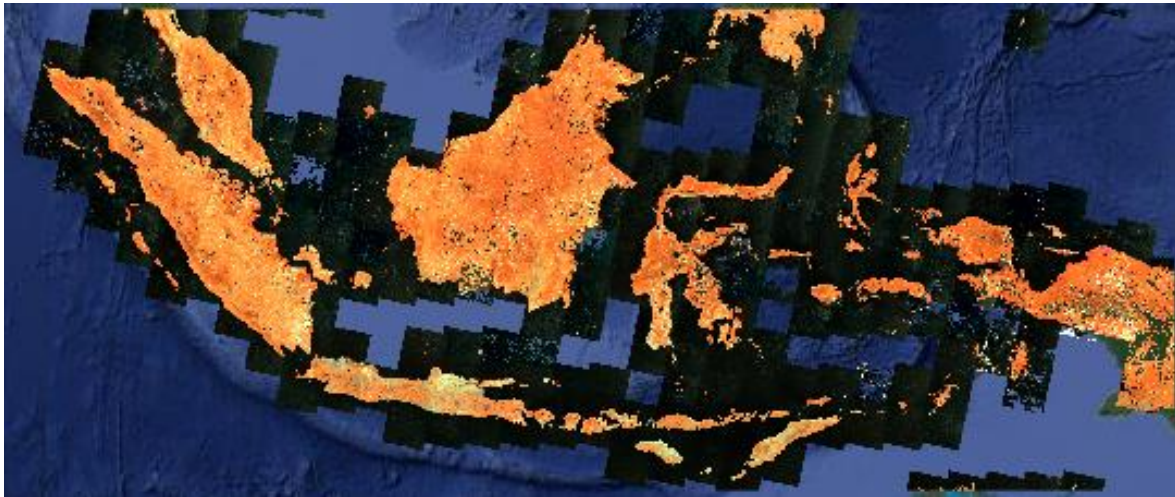
antara batas keputusan dan salah satu sampel. Batas keputusan dipilih untuk menjadi batas margin yang dimaksimalkan. Margin didefinisikan sebagai jarak tegak lurus antara batas keputusan dan terdekat dari titik data. Memaksimalkan margin mengarah ke pilihan keputusan batas tertentu. Lokasi batas ini ditentukan oleh sebuah subset dari titik data, yang dikenal sebagai vektor dukungan (Li *et al.*, 2013; Sarzynski *et al.*, 2020). Dalam penelitian ini parameter SVM yang digunakan menggunakan kernel tipe polygon dengan derajat polinomial sebesar 2, *gamma value* sebesar 0,5, dan *cost (C)* parameter sebesar 1. (2) *Classification and Regression Tree (CART) Classifier* dibangun dari satu set data pelatihan menggunakan konsep entropi informasi. Di setiap simpul pohon, satu atribut data yang paling efektif membagi set sampelnya menjadi subset yang diperkaya dalam satu kelas atau yang lain. Kriterianya adalah perolehan informasi yang dinormalisasi yang dihasilkan dari pemilihan atribut untuk memisahkan data. Atribut dengan perolehan informasi dinormalisasi tertinggi dipilih untuk membuat keputusan. Algoritma kemudian berulang pada bagian yang lebih kecil. Salah satu kelemahan dari klasifikasi ini adalah sensitivitas yang cukup besar terhadap dataset pelatihan sehingga perubahan kecil pada data pelatihan dapat menghasilkan kumpulan subset yang sangat berbeda (Brinkhoff *et al.*, 2018; Zhang & Zhang, 2020). Dalam penelitian ini parameter dalam menentukan jumlah simpul daun maksimum di setiap pohon adalah tidak terbatas. (3) *Minimum Distance (MD) Classifier* merupakan klasifikasi terbimbing yang menggunakan strategi paling sederhana, yaitu dengan cara menentukan nilai rata-rata setiap kelas yang disebut vektor rata-rata (Chen *et al.*, 2018). Dalam penelitian ini parameter jarak euclidean dari rata-rata kelas tidak dinormalisasi. (4) *Random Forest (RF) Classifier* adalah suatu algoritma yang digunakan pada klasifikasi data dalam jumlah yang besar. Klasifikasi *Random Forest* dilakukan melalui penggabungan pohon (*tree*) dengan melakukan *training*

pada sampel data yang dimiliki. Penggunaan pohon (*tree*) yang semakin banyak akan mempengaruhi akurasi yang akan didapatkan menjadi lebih baik (Nomura & Mitchard, 2018; Tsai *et al.*, 2018; Xiong *et al.*, 2017). Dalam Penelitian ini parameter jumlah pohon keputusan yang akan dibuat sebesar 500. (5) *Maximum Entropy (ME) Classifier* adalah generalisasi regresi linier yang tugas utamanya adalah meminimalkan fungsi kesalahan dengan mengambil logaritma negatif dari kemungkinan, yang berarti lintas-entropi. Perbedaan utama *maximum entropy* dari model dan algoritma lainnya adalah skor hasil yang dapat dianggap sebagai nilai probabilitas (Phillips *et al.*, 2006; Zhou *et al.*, 2003)



Gambar 2-2 : Diagram alir penelitian

Input yang digunakan dalam proses klasifikasi penutup lahan adalah citra mosaik bebas awan dan bayangan baik yang belum dilakukan koreksi topografi maupun yang sudah melalui tahapan koreksi topografi. Setelah itu dilakukan uji akurasi untuk melihat seberapa besar pengaruh koreksi topografi terhadap akurasi hasil klasifikasi. Adapun data referensi yang digunakan untuk menguji akurasi hasil klasifikasi dibuat dari interpretasi visual. Data yang menjadi acuan untuk uji akurasi bukan merupakan data yang dipilih sebagai *training sample* klasifikasi. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada diagram alir dalam Gambar 2-2.



Gambar 3-1: Citra mosaik bebas awan dan bayangan dengan koreksi topografi data Landsat 8 tahun 2019 komposit 567 wilayah Indonesia

3 HASIL PEMBAHASAN

Seluruh proses dalam penelitian ini dapat diterapkan untuk seluruh data Landsat 8 yang tersedia, namun untuk menyingkat waktu pemrosesan penelitian ini hanya dibatasi wilayah pulau Bali saja. Sebagai gambaran, untuk memproses dan menampilkan hasil koreksi topografi dan mosaik data se-Indonesia untuk tahun data 2019 yang berjumlah 4257 scene data membutuhkan waktu 36 menit, belum termasuk proses klasifikasi maupun uji akurasi. Gambar 3-1 menunjukkan hasil pemrosesan koreksi topografi dan mosaik data se-Indonesia dengan komposit *band* 5, 6, dan 7. Dalam penelitian ini hanya digunakan 3 kelas untuk klasifikasi, yaitu kelas air, tanah dan vegetasi. Karena dari 3 kelas tersebut idealnya sangat mudah untuk dikelaskan dengan baik, sehingga apabila dari hanya 3 kelas tersebut apabila hasilnya ternyata tidak terkelaskan dengan benar maka bisa dipastikan ketika jumlah kelas klasifikasi ditambah, akurasi hasil

klasifikasi bisa menurun sesuai penelitian yang sudah pernah dilakukan sebelumnya (Nugroho, 2015). Gambar 3-2 menunjukkan contoh perbandingan citra sebelum dan setelah koreksi topografi.

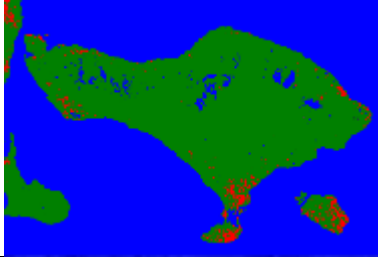
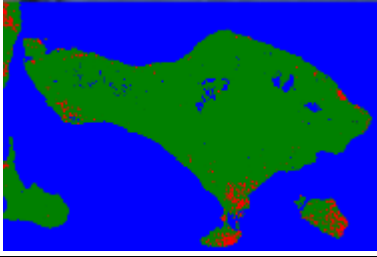
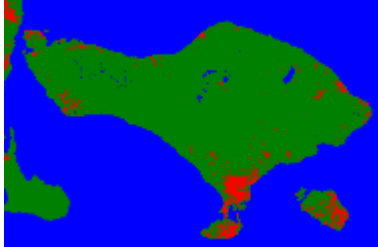
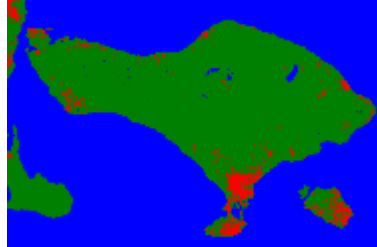
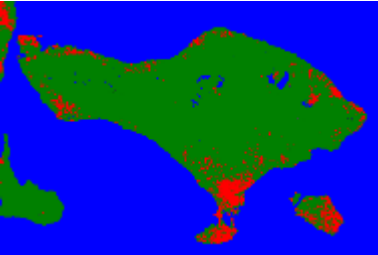
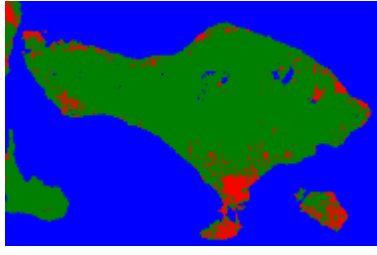
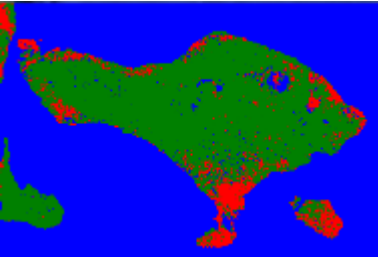
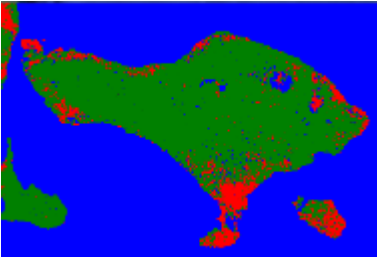
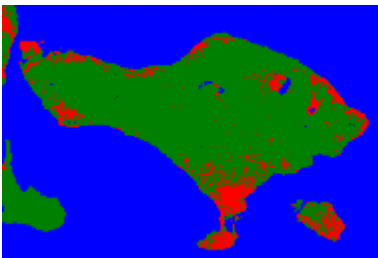
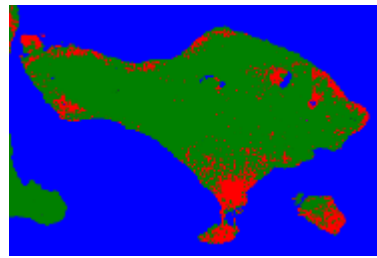
Efek koreksi topografi terlihat pada Gambar 3-2, yaitu pada lereng yang menghadap matahari pada awalnya lebih cerah dibandingkan dengan lereng yang membelakangi matahari yang lebih gelap (Gambar 3-2(kiri)), menjadi seimbang, tidak terlihat lebih terang maupun lebih gelap untuk jenis tutupan lahan yang sama (Gambar 3-2(kanan)). Hasil koreksi topografi tersebut berpengaruh juga pada hasil klasifikasi. Wilayah bukit yang membelakangi matahari cenderung gelap karena bayangan bukit itu sendiri, sehingga dalam klasifikasi multispektral, objek gelap tersebut sering teridentifikasi sebagai tubuh air. Setelah dilakukan koreksi topografi, objek gelap akibat pengaruh bayangan bukit akan berkurang, sehingga mengurangi



Gambar 3-2: Contoh hasil koreksi topografi (kiri) citra asal; (kanan) citra hasil koreksi

kesalahan hasil klasifikasi yang dapat meningkatkan nilai akurasi hasil klasifikasi. Titik berwarna hijau pada Gambar 3-2 menunjukkan lokasi titik uji akurasi objek vegetasi pada daerah berbukit. Gambar 3-3 menunjukkan perbandingan hasil klasifikasi pada citra

sebelum dan sesudah koreksi topografi menggunakan metode SVM, CART, MD, RF, dan ME. Hasil klasifikasi dengan warna biru adalah objek air, hijau adalah objek vegetasi, dan merah adalah objek tanah.

Metode	Sebelum koreksi topografi	Setelah koreksi topografi
SVM		
CART		
MD		
RF		
ME		

Gambar 3-3: Perbandingan hasil klasifikasi pada citra sebelum dan sesudah koreksi topografi

Tabel 3-1: NILAI AKURASI HASIL KLASIFIKASI

No	Metode	Sebelum Koreksi Topografi	Setelah Koreksi Topografi	Selisih
1	SVM	82,22%	86,67%	4,45%
2	CART	87,78%	91,11%	3,33%
3	MD	91,11%	93,33%	2,22%
4	RF	93,33%	95,56%	2,23%
5	ME	94,44%	94,44%	0 %

Hasil klasifikasi metode SVM menunjukkan peningkatan yang lebih banyak dibanding metode yang lain, dimana pada mosaik-mosaik yang belum terkoreksi topografinya banyak bayangan dari perbukitan diidentifikasi sebagai air, sedangkan pada mosaik yang telah dikoreksi topografi hasil klasifikasinya benar.

Setelah proses klasifikasi dengan 5 metode klasifikasi pada citra yang belum maupun telah terkoreksi topografi selesai dilakukan maka tahapan berikutnya adalah melakukan uji akurasi pada 10 hasil klasifikasi tersebut. Hasil uji akurasi dimasukkan ke dalam tabel perbandingan. Tabel 3-1 menunjukkan akurasi hasil klasifikasi pada 5 metode klasifikasi baik sebelum dan setelah dilakukan koreksi topografi. Dari Tabel 3-1 bisa disimpulkan bahwa terdapat peningkatan akurasi hasil klasifikasi penutup lahan setelah dilakukan koreksi topografi.

Terjadi peningkatan akurasi keseluruhan dari 4 metode setelah dilakukan koreksi topografi yaitu pada klasifikasi metode SVM, CART, RF, dan MD masing-masing sebesar 4,45%, 3,33%, 2,23%, dan 2,22%. Metode *Maximum Entropy* tidak meningkatkan akurasi, namun akurasinya sudah menunjukkan nilai yang tinggi.

Metode SVM menunjukkan hasil akurasi yang lebih rendah dibandingkan dengan metode lain, hal tersebut kemungkinan disebabkan pemilihan parameter dalam proses klasifikasi yang kurang tepat sehingga hal tersebut bisa dijadikan sebagai landasan dalam menentukan parameter yang paling tepat dalam klasifikasi menggunakan metode SVM untuk penelitian selanjutnya.

Dari Tabel 3-1 juga bisa dilihat bahwa peningkatan akurasi setelah dilakukan koreksi topografi pada semua metode masih kurang dari 5%. Hal tersebut

kemungkinan disebabkan oleh objek kajian yang terlalu luas atau tidak fokus pada wilayah yang berbukit saja, sehingga penelitian selanjutnya sangat disarankan untuk membatasi pada wilayah yang berbukit saja untuk kajian dengan tema seperti artikel ini. Sehingga dapat disimpulkan bahwa koreksi topografi dapat meningkatkan akurasi hasil klasifikasi penutup lahan terutama pada wilayah yang berbukit. Wilayah berbukit pada daerah kajian ini berada di bagian tengah pulau Bali. Hal tersebut juga sesuai dengan penelitian yang dilakukan sebelumnya (Vázquez-Jiménez *et al.*, 2017).

4 KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa terjadi peningkatan akurasi hasil klasifikasi tutupan lahan setelah dilakukan koreksi topografi. Terjadi peningkatan akurasi keseluruhan pada 4 metode klasifikasi setelah koreksi topografi, yaitu SVM, CART, RF, dan MD, masing-masing sebesar 4,45%, 3,33%, 2,23%, dan 2,22%. Metode *Maximum Entropy* tidak meningkatkan akurasi, tetapi akurasinya menunjukkan nilai yang tinggi. Sehingga dapat disimpulkan bahwa koreksi topografi dapat meningkatkan akurasi hasil klasifikasi tutupan lahan, khususnya pada daerah perbukitan.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terimakasih kepada rekan-rekan di Stasiun Bumi Penginderaan Jauh Parepare yang telah memberikan saran dan masukan dalam penulisan karya tulis ilmiah ini. Penulis juga mengucapkan terimakasih kepada Tim Redaksi Jurnal Penginderaan Jauh dan Pengolahan Data Citra Digital dan Mitra Bestari atas masukan dan koreksinya.

DAFTAR RUJUKAN

- Balthazar, V., Vanacker, V., & Lambin, E. F. (2012). Evaluation and parameterization of ATCOR3 topographic correction method for forest cover mapping in mountain areas. In *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* (Vol. 18, Issue 1). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.03.010>
- Brinkhoff, J., Hornbuckle, J., & Barton, J. L. (2018). Assessment of aquatic weed in irrigation channels using UAV and satellite imagery. *Water (Switzerland)*, *10*(11), 1–20. <https://doi.org/10.3390/w10111497>
- Chavez Jr., P. S. (1996). Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, *62*(10), 1025–1036.
- Chen, B., Xiao, X., Wu, Z., Yun, T., Kou, W., Ye, H., Lin, Q., Doughty, R., Dong, J., Ma, J., Luo, W., Xie, G., & Cao, J. (2018). Identifying establishment year and pre-conversion land cover of rubber plantations on Hainan Island, China using Landsat data during 1987-2015. *Remote Sensing*, *10*(8). <https://doi.org/10.3390/rs10081240>
- Dong, C., Zhao, G., Meng, Y., Li, B., & Peng, B. (2020). The effect of topographic correction on forest tree species classification accuracy. *Remote Sensing*, *12*(5). <https://doi.org/10.3390/rs12050787>
- Fan, W., Li, J., Liu, Q., Zhang, Q., Yin, G., Li, A., Zeng, Y., Xu, B., Xu, X., Zhou, G., & Du, H. (2018). Topographic correction of forest image data based on the canopy reflectance model for sloping terrains in multiple forward mode. *Remote Sensing*, *10*(5). <https://doi.org/10.3390/rs10050717>
- Gao, M., Gong, H., Zhao, W., Chen, B., Chen, Z., & Shi, M. (2016). An improved topographic correction model based on Minnaert. *GIScience and Remote Sensing*, *53*(2), 247–264. <https://doi.org/10.1080/15481603.2015.1118976>
- Gao, Y., & Zhang, W. (2009a). LULC classification and topographic correction of Landsat-7 ETM+ Imagery in the Yangjia river Watershed: The influence of DEM resolution. *Sensors*, *9*(3), 1980–1995. <https://doi.org/10.3390/s90301980>
- Gao, Y., & Zhang, W. (2009b). A simple empirical topographic correction method for ETM+ imagery. *International Journal of Remote Sensing*, *30*(9), 2259–2275. <https://doi.org/10.1080/01431160802549336>
- Hantson, S., & Chuvieco, E. (2011). Evaluation of different topographic correction methods for landsat imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *13*(5), 691–700. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.05.001>
- Kumar, L., & Mutanga, O. (2018). Geospatial Data Analysis on Google Earth Engine. In *Journal of The Remote Sensing Society of Japan* (Vol. 38, Issue 2). <https://doi.org/10.11440/rssj.38.125>
- Law, K. H., & Nichol, J. (2004). Topographic correction for differential illumination effects on ikonos satellite imagery. *XXth ISPRS Congress, XXXV Part*, 641–646.
- Li, M., Im, J., & Beier, C. (2013). Machine learning approaches for forest classification and change analysis using multi-temporal Landsat TM images over Huntington Wildlife Forest. *GIScience and Remote Sensing*, *50*(4), 361–384. <https://doi.org/10.1080/15481603.2013.819161>
- Macander, M. J., Palm, E. C., Frost, G. V., Herriges, J. D., Nelson, P. R., Roland, C., Russell, K. L. M., Suitor, M. J., Bentzen, T. W., Joly, K., Goetz, S. J., & Hebblewhite, M. (2020). Lichen cover mapping for caribou ranges in interior Alaska and Yukon. *Environmental Research Letters*, *15*(5), 055001. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab6d38>
- Nichol, J., & Hang, L. K. (2013). The Influence of DEM Accuracy on Topographic Correction of Ikonos Satellite Images. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, *74*(1), 47–53. <https://doi.org/10.14358/pers.74.1.47>
- Nomura, K., & Mitchard, E. T. A. (2018). More than meets the eye: Using Sentinel-2 to map small plantations in complex forest landscapes. *Remote Sensing*, *10*(11). <https://doi.org/10.3390/rs10111693>

- Nugroho, F. S. (2015). Effect of Number of Spectral Bands , Correlation among Spectral Bands and Number of Object Class to Land Cover Classification Accuracy. *Jurnal Ilmiah Geomatika*, 21(1), 9–16. <https://doi.org/10.24895/JIG.2015.21-1.461>
- Phillips, S. J., Anderson, R. P., & Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*, 190(3–4), 231–259. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026>
- Phiri, D., Morgenroth, J., Xu, C., & Hermosilla, T. (2018). Effects of pre-processing methods on Landsat OLI-8 land cover classification using OBIA and random forests classifier. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73(April), 170–178. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.014>
- Pimple, U., Sitthi, A., Simonetti, D., Pungkul, S., Leadprathom, K., & Chidthaisong, A. (2017). Topographic correction of Landsat TM-5 and Landsat OLI-8 imagery to improve the performance of forest classification in the mountainous terrain of Northeast Thailand. *Sustainability (Switzerland)*, 9(2), 1–26. <https://doi.org/10.3390/su9020258>
- Riaño, D., Chuvieco, E., Salas, J., & Aguado, I. (2003). Assessment of different topographic corrections in landsat-TM data for mapping vegetation types (2003). *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(5 PART 1), 1056–1061. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.811693>
- Sarzynski, T., Giam, X., Carrasco, L., & Huay Lee, J. S. (2020). Combining radar and optical imagery to map oil palm plantations in Sumatra, Indonesia, using the Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 12(7). <https://doi.org/10.3390/rs12071220>
- Soenen, S. A., Peddle, D. R., & Coburn, C. A. (2005). SCS+C: A modified sun-canopy-sensor topographic correction in forested terrain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(9), 2148–2159. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.852480>
- Tsai, Y. H., Stow, D., Chen, H. L., Lewison, R., An, L., & Shi, L. (2018). Mapping vegetation and land use types in Fanjingshan National Nature Reserve using google earth engine. *Remote Sensing*, 10(6). <https://doi.org/10.3390/rs10060927>
- Vanonckelen, S., Lhermitte, S., Balthazar, V., & Van Rompaey, A. (2014). Performance of atmospheric and topographic correction methods on Landsat imagery in mountain areas. *International Journal of Remote Sensing*, 35(13), 4952–4972. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.933280>
- Vázquez-Jiménez, R., Romero-Calcerrada, R., Ramos-Bernal, R., Arrogante-Funes, P., & Novillo, C. (2017). Topographic Correction to Landsat Imagery through Slope Classification by Applying the SCS + C Method in Mountainous Forest Areas. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6(9), 287. <https://doi.org/10.3390/ijgi6090287>
- Xiong, J., Thenkabail, P., Tilton, J., Gumma, M., Teluguntla, P., Oliphant, A., Congalton, R., Yadav, K., & Gorelick, N. (2017). Nominal 30-m Cropland Extent Map of Continental Africa by Integrating Pixel-Based and Object-Based Algorithms Using Sentinel-2 and Landsat-8 Data on Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 9(10), 1065. <https://doi.org/10.3390/rs9101065>
- Zhang, D.-D., & Zhang, L. (2020). Land Cover Change in the Central Region of the Lower Yangtze River Based on Landsat Imagery and the Google Earth Engine: A Case Study in Nanjing, China. *Sensors*, 20(7), 2091. <https://doi.org/10.3390/s20072091>
- Zhou, Y., Wu, L., Weng, F., & Schmidt, H. (2003). A fast algorithm for feature selection in conditional maximum entropy modeling. *Proceedings of the 2003 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing -*, 10, 153–159. <https://doi.org/10.3115/1119355.1119375>
- Zylshal, Z. (2020). Topographic Correction of LAPAN-A3/LAPAN-IPB Multispectral Image: A Comparison of Five Different Algorithms. *Quaestiones Geographicae*, 39(3), 33–45. <https://doi.org/10.2478/quageo-2020-0021>