

**PERBANDINGAN ALGORITMA LSDBC DAN DBSCAN PADA PEMETAAN  
DAERAH RAWAN KEBAKARAN HUTAN  
(Studi Kasus di Pulau Sumatera, Kalimantan, Sulawesi, dan Papua)**

**Fella Ulandari<sup>1</sup>, Robert Kurniawan<sup>2</sup>**

<sup>1,2</sup>Politeknik Statistika STIS  
e-mail: <sup>1</sup>16.9134@stis.ac.id

**Abstrak**

Kebakaran hutan merupakan salah satu kejadian bencana alam di Indonesia yang menyebabkan deforestasi dan berbagai kerugian pada aspek ekologi, ekonomi, dan sosial. Pencegahan kebakaran hutan dan lahan dapat dilakukan dengan menyediakan data dan informasi meliputi lokasi/areal kebakaran dan daerah rawan kebakaran hutan dan lahan. Penutupan lahan yang cenderung cepat berubah menjadikan peta rawan kebakaran hutan yang dievaluasi setiap tiga tahun sekali menjadi tidak akurat lagi. Permasalahan ini dapat diatasi dengan pemanfaatan data titik panas yang disediakan secara real time oleh Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional (LAPAN). Penelitian sebelumnya berhasil memetakan daerah rawan kebakaran hutan menggunakan penerapan algoritma *Density Based Clustering Application with Noise* (DBSCAN) pada data titik panas. Pada penelitian ini, algoritma *Locally Scaled Density Based Clustering* (LSDBC) digunakan pada data titik panas sebagai perbaikan dan perbandingan terhadap algoritma DBSCAN. Penelitian ini telah berhasil memetakan daerah rawan kebakaran hutan menggunakan algoritma DBSCAN dan LSDBC. Namun, algoritma LSDBC belum mampu menghasilkan kluster yang lebih baik dibandingkan algoritma DBSCAN.

**Kata kunci:** peta rawan kebakaran hutan, LSDBC, DBSCAN, titik panas

**Abstract**

*Forest fires are one of the natural disasters in Indonesia that cause deforestation and various losses in ecological, economic and social aspects. Forest and land fire prevention can be done by providing data and information about the forest-fire prone areas. Land cover that tends to change rapidly has made the forest-fire prone map, which is evaluated every three years, is no longer accurate. This problem can be overcome by utilizing hotspot data provided in real time by the National Aeronautics and Space Agency (LAPAN). Previous research has succeeded in mapping forest fire-prone areas using the Density Based Clustering Application with Noise (DBSCAN) algorithm on hotspot data. In this study, the Locally Scaled Density Based Clustering (LSDBC) algorithm was used for hotspot data as an improvement and comparison to the DBSCAN algorithm. This research has succeeded in mapping forest-fire prone areas using the DBSCAN and LSDBC algorithms. However, the LSDBC algorithm has not been able to produce better clusters than the DBSCAN algorithm.*

**Keywords:** forest-fire prone maps, LSDBC, DBSCAN, hotspot

## PENDAHULUAN

Kebakaran hutan merupakan salah satu kejadian bencana alam yang sering terjadi di Indonesia, tercatat telah terjadi 150 kejadian kebakaran hutan dari 1 Januari 2019 hingga 1 Oktober 2019 (Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB), 2019). Kejadian tersebut terjadi di berbagai wilayah di Indonesia khususnya di Pulau Sumatera dan Kalimantan. Bahkan, luas wilayah kebakaran hutan pernah mencapai setengah juta hektar di Provinsi Sumatera Selatan dan Provinsi Kalimantan Tengah pada tahun 2015. Pulau Sumatera, Kalimantan, dan Papua merupakan tiga pulau dengan luas kebakaran tertinggi selama periode 2014-2018. Selain itu, Pulau Sulawesi juga memiliki luas kebakaran yang cukup tinggi pada tahun 2015 yang mencapai 88 ribu hektar (Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan, 2019).

Kebakaran hutan merupakan salah satu kejadian bencana alam di Indonesia yang menyebabkan deforestasi dan berbagai kerugian pada aspek ekologi, ekonomi, dan sosial (Siscawati, 1998). Harrison, Page, dan Limin (2009) juga menyatakan bahwa kebakaran hutan adalah bencana yang umumnya buatan manusia yang berdampak besar terhadap satwa liar, kesehatan manusia, kondisi ekonomi, dan iklim lokal dan global. Harrison, Page, dan Limin (2019) menyetujui bahwa kebakaran hutan memberikan dampak negatif berdasarkan aspek ekologi. Varma (2003) dan Glauber dan Gunawan (2016) menyetujui bahwa kebakaran hutan memberikan dampak negatif berdasarkan aspek ekonomi. Chisholm, Wijedasa, dan Swinfield (2015) dan Frankenberg, McKee dan, Thomas (2005) menyetujui bahwa kebakaran hutan memberikan dampak negatif berdasarkan aspek sosial dan kesehatan.

Siscawati (1998) merekomendasikan bahwa pemerintah perlu melakukan suatu tindakan terhadap penyebab kebakaran hutan di Indonesia. Harrison, Page, dan Limin (2012) menyatakan bahwa pencegahan kebakaran hutan lebih baik dilakukan daripada pemulihan area

kebakaran hutan. Pencegahan kebakaran hutan dan lahan dapat dilakukan dengan menyediakan data dan informasi meliputi lokasi/areal kebakaran dan daerah rawan kebakaran hutan dan lahan (Kementerian Lingkungan Hidup, 2010). Data dan informasi terkait daerah rawan kebakaran hutan dan lahan dapat disajikan dalam bentuk peta rawan kebakaran hutan.

Peta rawan kebakaran hutan saat ini telah disediakan oleh BNPB yang dievaluasi setiap 3 tahun sekali (Dinas Kehutanan Provinsi Sumatera Selatan, 2019). Penutupan lahan yang cenderung cepat berubah menjadikan peta rawan kebakaran yang dievaluasi setiap tiga tahun sekali menjadi tidak akurat lagi (Solichin, dkk., 2007). Permasalahan ini dapat diatasi dengan pemanfaatan data titik panas yang disediakan secara real time oleh Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional (LAPAN).

Penelitian sebelumnya oleh Karanja (2016) berhasil memetakan daerah rawan kebakaran menggunakan penerapan algoritma Density Based Clustering Application with Noise (DBSCAN) pada data titik panas. Namun, algoritma DBSCAN masih memiliki kelemahan yaitu sangat sensitif terhadap perubahan parameter sehingga Bicici dan Yuret (2007) mengajukan algoritma Locally Scaled Density Based Clustering (LSDBC) sebagai perbaikan dari algoritma DBSCAN. Pada penelitian ini, algoritma LSDBC diterapkan pada data titik panas dan dilakukan perbandingan terhadap algoritma DBSCAN.

## METODOLOGI PENELITIAN

Data titik panas yang digunakan merupakan data titik panas di Pulau Sumatera, Kalimantan, Sulawesi, dan Papua periode Januari 2018 – Desember 2019. Data titik panas diklusterisasi menggunakan algoritma DBSCAN dan LSDBC dengan ukuran jarak *Geodesic* sebagaimana direkomendasikan oleh Karanja (2016). DBSCAN akan memulai pembentukan klaster pada titik pertama yang diinput dalam data sedangkan LSDBC

Tabel 1. Hasil simulasi parameter

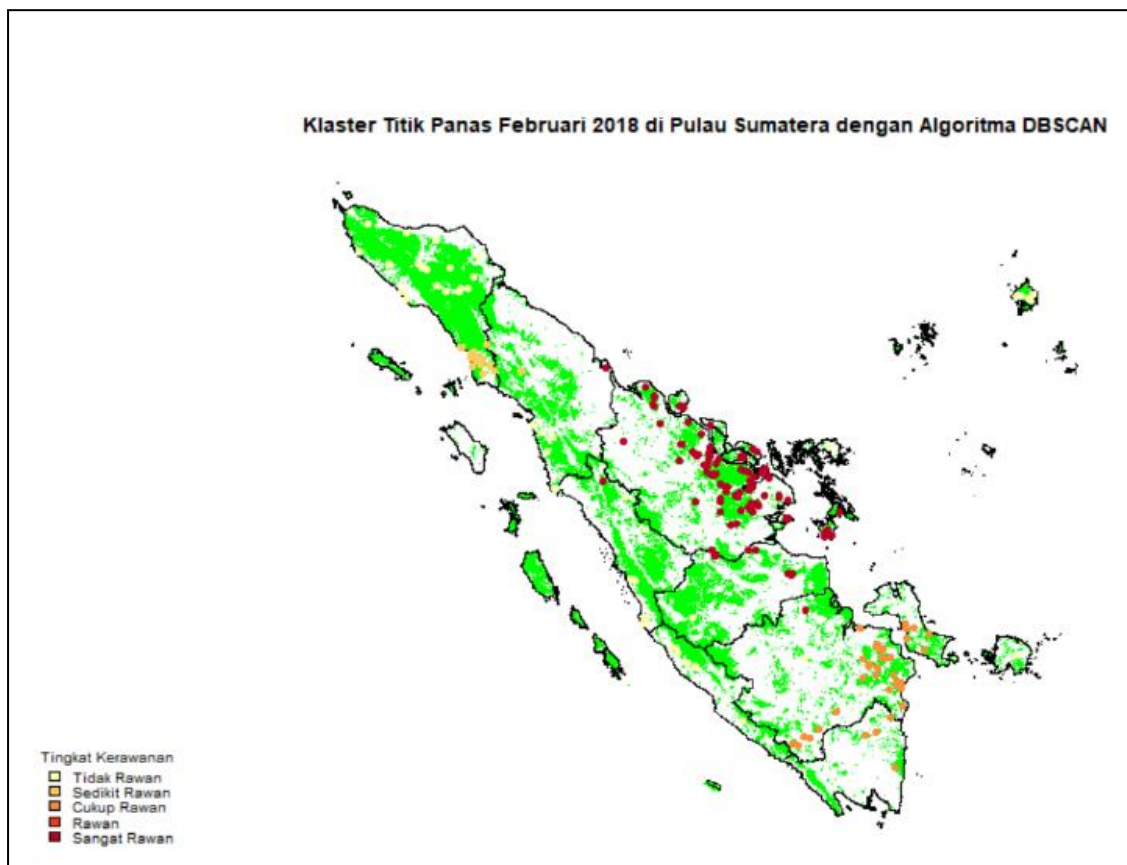
Pulau	Parameter DBSCAN (minPts, eps)		
	3, 125.000	5, 100.000	7, 50.000
Sumatera	5 klaster terbaik	10 klaster terbaik	7 klaster terbaik
Kalimantan	0 klaster terbaik	3 klaster terbaik	20 klaster terbaik
Sulawesi	6 klaster terbaik	7 klaster terbaik	10 klaster terbaik
Papua	7 klaster terbaik	8 klaster terbaik	9 klaster terbaik

akan memulai pada titik dengan kepadatan tertinggi (Bicici dan Yuret, 2007).

Penentuan parameter pada kedua algoritma berdasarkan grafik jarak ke-k. Bentuk grafik k tidak berbeda lagi secara signifikan saat k bernilai 4. Sehingga, algoritma LSDBC menggunakan input parameter  $k = 4$  dan  $\alpha = 3$ . Grafik jarak ke-k menyiku pada saat jarak berukuran 50.000 m, 100.000 m dan 125.000 m. Sehingga, algoritma DBSCAN akan disimulasikan menggunakan parameter (minPts, eps) sebesar, (3,125.000), (5,100.000), dan (7,50.000). Berdasarkan hasil simulasi pada tabel 1, DBSCAN pada Pulau Sumatera akan menggunakan input parameter minPts = 5 dan eps = 100.000 m

sedangkan Pulau Kalimantan, Sulawesi, dan Papua akan menggunakan input parameter minPts = 7 dan eps = 50.000 m.

Hasil klaster menggunakan kedua algoritma tersebut selanjutnya dikategorikan ke dalam 5 kategori tingkat kerawanan berdasarkan kepekatan klaster. Semakin pekat suatu klaster maka semakin rawan terjadi kebakaran hutan pada klaster tersebut. Performa kedua algoritma klaster selanjutnya dibandingkan menggunakan indeks Dunn, indeks DB, dan koefisien BetaCV. Semakin besar nilai indeks Dunn dan semakin besar nilai indeks DB dan koefisien BetaCV maka semakin baik klaster yang dihasilkan (Rendon, dkk., 2011 & University of Illinois, 2020).



Gambar 1. Peta Daerah Rawan Kebakaran Hutan di Pulau Sumatera, Januari 2018

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil kluster dikategorikan ke dalam 5 kategori tingkat kerawanan yaitu, sangat rawan (kluster dengan kepekatan tertinggi), rawan, cukup rawan, sedikit rawan, dan tidak rawan (kluster dengan kepekatan terendah). Gambar 1 menggambarkan hasil pemetaan daerah rawan kebakaran hutan di Pulau Sumatera pada Februari 2018 dengan algoritma DBSCAN. Berdasarkan gambar 1, Provinsi Riau berada pada kategori sangat rawan terjadi kebakaran hutan.

Daerah yang selalu masuk dalam kategori sangat rawan dan rawan pada setiap bulannya disebut sebagai daerah rawan kebakaran hutan. Namun, algoritma

LSDBC dan DBSCAN dapat menghasilkan daerah rawan kebakaran hutan yang berbeda. Hal tersebut dikarenakan DBSCAN akan memulai pembentukan kluster pada titik pertama yang diinput dalam data sedangkan LSDBC akan memulai pada titik dengan kepadatan tertinggi.

Berdasarkan hasil *clustering* menggunakan algoritma LSDBC, daerah rawan kebakaran hutan di Pulau Sumatera berada pada Provinsi Riau. Provinsi Kalimantan Barat menjadi daerah rawan kebakaran hutan di Pulau Kalimantan. Provinsi Sulawesi Tenggara dan Sulawesi Selatan menjadi daerah rawan kebakaran

Tabel 2. Hasil evaluasi kluster di Pulau Sumatera

Pulau	BetaCV		Indeks Dunn		Indeks DB		Algoritma Terbaik
	LSDBC	DBSCAN	LSDBC	DBSCAN	LSDBC	DBSCAN	
Jan 18	0.02583	0.35361	0	0.15009	0.699297	0.490697	DBSCAN
Feb 18	0.019768	0.225408	0	0.152105	1.114717	0.473836	DBSCAN
Mar 18	0.016263	0.28355	0	0.177267	0.619321	0.511933	DBSCAN
Apr 18	0.024986	0.265074	0	0.135204	0.855934	0.486909	DBSCAN
Mei 18	0.048528	0.35476	0	0.144411	0.498142	1.161531	LSDBC
Jun 18	0.031367	0.49598	0.009751	0.105403	0.54388	0.774224	LSDBC
Jul 18	0.02276	0.389624	0	0.08285	0.635419	0.528067	DBSCAN
Agt 18	0.016003	266.3079	0	Inf	0.577268	NaN	-
Sep 18	0.017157	0.226733	0	0.217151	0.601839	0.301095	DBSCAN
Okt 18	0.025542	0.143389	0	0.908784	0.633336	0.193669	DBSCAN
Nov 18	0.12346	0.205883	0.004929	0.315279	0.679434	0.540481	DBSCAN
Des 18	0.148063	0.091763	0.057081	0.800253	0.507543	0.31253	DBSCAN
Jan 19	0.074313	0.075916	0.284914	0.129769	0.58465	0.384807	LSDBC
Feb 19	0.03487	0.14444	0.000158	0.212908	0.63395	0.363873	DBSCAN
Mar 19	0.020399	0.199671	0.000218	0.327784	0.64106	0.250896	DBSCAN
Apr 19	0.012486	0.067722	0.000434	0.221049	0.596795	0.294981	DBSCAN
Mei 19	0.032452	0.312305	0	0.63443	0.556387	0.300406	DBSCAN
Jun 19	0.043746	0.243306	0	0.082125	1.020927	0.599425	DBSCAN
Jul 19	0.017964	0.428333	0	0.069438	0.948352	0.525302	DBSCAN
Agt 19	0.009602	462.73	0	Inf	0.795471	NaN	-
Sep 19	0.003582	0.263502	0	0.195517	0.714988	0.274749	DBSCAN
Okt 19	0.006543	0.147857	0.000294	0.787167	0.644559	0.329321	DBSCAN
Nov 19	0.011734	0.13313	0.000265	0.49371	0.627223	0.354893	DBSCAN
Des 19	0.03842	102.6964	0.001218	Inf	0.548979	NaN	-

Tabel 3. Ringkasan hasil evaluasi kluster

Pulau	Algoritma Clustering		Algoritma Terbaik
	LSDBC	DBSCAN	
Sumatera	3 kluster terbaik	18 kluster terbaik	DBSCAN
Kalimantan	4 kluster terbaik	19 kluster terbaik	DBSCAN
Sulawesi	6 kluster terbaik	17 kluster terbaik	DBSCAN
Papua	1 kluster terbaik	13 kluster terbaik	DBSCAN

hutan di Pulau Sulawesi. Provinsi Papua menjadi daerah rawan kebakaran hutan di Pulau Papua. Berdasarkan hasil *clustering* menggunakan algoritma DBSCAN, daerah rawan kebakaran hutan di Pulau Sumatera berada pada Provinsi Riau. Provinsi Kalimantan Timur menjadi daerah rawan kebakaran hutan di Pulau Kalimantan. Provinsi Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggara, dan Sulawesi Selatan menjadi daerah rawan kebakaran hutan di Pulau Sulawesi. Provinsi Papua menjadi daerah rawan kebakaran hutan di Pulau Papua.

Hasil kluster selanjutnya dievaluasi menggunakan indeks Dunn, indeks DB, dan koefisien BetaCV. Tabel 2 menjelaskan hasil evaluasi kluster di Pulau Sumatera berdasarkan ketiga nilai tersebut. Suatu kluster akan dikategorikan lebih baik ketika memiliki nilai indeks Dunn yang lebih tinggi atau indeks DB dan koefisien BetaCV yang lebih rendah (Rendon, dkk., 2011 & University of Illinois, 2020).

Berdasarkan tabel 2, hasil kluster terbaik di Pulau Sumatera didominasi oleh algoritma DBSCAN. Algoritma LSDBC hanya menghasilkan kluster terbaik pada Mei 2018, Juni 2018, dan Januari 2019. Namun, algoritma DBSCAN beberapa kali hanya menghasilkan satu kluster. Hal tersebut terjadi pada Agustus 2018, Agustus 2019, dan Desember 2019. Indeks Dunn dan Indeks DB memerlukan setidaknya dua kluster untuk dapat dihitung (Bolshakova & Azuaje, 2003). Sehingga, hasil kluster pada ketiga bulan tersebut tidak dapat dievaluasi.

Tabel 3 menjelaskan ringkasan hasil evaluasi kluster pada Pulau Sumatera, Kalimantan, Sulawesi, dan Papua. Pada Pulau Sumatera, algoritma LSDBC menghasilkan kluster terbaik pada 3 dataset sedangkan algoritma DBSCAN menghasilkan kluster terbaik pada 18

dataset. Pada Pulau Kalimantan, algoritma LSDBC menghasilkan kluster terbaik pada 4 dataset sedangkan algoritma DBSCAN menghasilkan kluster terbaik pada 19 dataset. Pada Pulau Sulawesi, algoritma LSDBC menghasilkan kluster terbaik pada 6 dataset sedangkan algoritma DBSCAN menghasilkan kluster terbaik pada 17 dataset. Pada Pulau Papua, algoritma LSDBC menghasilkan kluster terbaik pada 1 dataset sedangkan algoritma DBSCAN menghasilkan kluster terbaik pada 13 dataset. Sehingga, dapat disimpulkan bahwa algoritma LSDBC belum mampu menghasilkan kluster yang lebih baik daripada algoritma DBSCAN.

## KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil memetakan daerah rawan kebakaran hutan menggunakan algoritma DBSCAN dan LSDBC. Namun, hasil pemetaan daerah rawan kebakaran hutan dengan algoritma LSDBC dan DBSCAN memberikan hasil yang berbeda pada Pulau Kalimantan dan Sulawesi. Daerah rawan kebakaran hutan pada Pulau Sumatera berada di Provinsi Riau dan pada Pulau Papua berada di Provinsi Papua. Daerah rawan kebakaran hutan pada Pulau Kalimantan dengan algoritma LSDBC berada di Provinsi Kalimantan Barat sedangkan dengan algoritma DBSCAN berada di Provinsi Kalimantan Timur. Daerah rawan kebakaran hutan pada Pulau Sulawesi dengan algoritma LSDBC berada di Provinsi Sulawesi Tenggara dan Sulawesi Selatan. Jika menggunakan algoritma DBSCAN, Provinsi Sulawesi Tengah juga menjadi daerah rawan kebakaran hutan. Secara keseluruhan, algoritma LSDBC belum mampu menghasilkan kluster yang

lebih baik dibandingkan algoritma DBSCAN.

## DAFTAR PUSTAKA

- Badan Nasional Penanggulangan Bencana. (2019, October 1). *Beranda*. Retrieved from DIBI BNPB: <http://dibi.bnpb.go.id/>
- Bicici, E., & Yuret, D. (2007). *Locally Scaled Density Based Clustering*. An Article in International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms (pp. 739-748). Berlin: Springer.
- Bolshakova, N., & Azuaje, F. (2003). Cluster validation techniques for genome expression data. *Signal Processing*, 825-833.
- Chisholm, R. A., Wijedasa, L. S., & Swinfield, T. (2016). The need for long-term remedies for Indonesia's forest fires. *Conservation Biology*, 30(1), 5-6.
- Dinas Kehutanan Provinsi Sumatera Selatan. (2019). Retrieved from Pantau Kebakaran Hutan: <http://monitoring.dishut.sumselprov.go.id/karhutla>
- Frankenberg, E., McKee, D., & Thomas, D. (2005). Health consequences of forest fires in Indonesia. *Demography*, 42(1), 109-129.
- Glauber, A. J., & Gunawan, I. (2016). The cost of fire: An economic analysis of Indonesia's 2015 fire crisis. The World Bank <http://pubdocs.worldbank.org/en/643781465442350600/Indonesia-forest-fire-notes.pdf>.
- Harrison, M. E., Page, S. E., & Limin, S. H. (2009). The global impact of Indonesian forest fire. *Biologist* 56(3), 156-163.
- Karanja, S. K. (2016). *Density-Based Cluster Analysis of Fire Hot Spots in Kenya's*. Nairobi: University of Nairobi.
- Kementerian Lingkungan Hidup. (2010). *Peraturan Menteri Negara Lingkungan Hidup Nomor 10 Tahun 2010 Tentang Mekanisme Pencegahan Pencemaran dan/atau Kerusakan Lingkungan Hidup yang Berkaitan dengan Kebakaran Hutan dan/atau Lahan*. Jakarta: Kementerian Lingkungan Hidup.
- Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan. (2019, November 17). Luas Kebakaran. Retrieved from SiPongi Karhutla Monitoring Sistem: [http://sipongi.menlhk.go.id/hotspot/luas\\_kebakaran](http://sipongi.menlhk.go.id/hotspot/luas_kebakaran)
- Rendon, E., Abundez, I., Arizmendi, A., & Quiroz, E. M. (2011). Internal versus External cluster validation indexes. *INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTERS AND COMMUNICATIONS*, 27-34.
- Siscawati, M. (1998). Underlying Causes of Deforestation and Forest Degradation in Indonesia : A Case Study of Forest Fire. Proceedings of the IGES International Workshop on Forest Conservation Strategies for the Asia and Pacific Region (pp. 44-57). Yokohama: Institute for Global Environmental Strategies.
- Solichin, Tarigan, L., Kimman, P., Firman, B., & Bagyono, R. (2007). *Pemetaan Daerah Rawan Kebakaran*. Palembang: South Sumatra Forest Fire Management Project (SSFFM).
- University of Illinois. (2020, January 10). 6.7 Internal Measures for Clustering Validation. Retrieved from Coursera: <https://www.coursera.org/lecture/cluster-analysis/6-7-internal-measures-for-clustering-validation-jDuBD>
- Varma, A. (2003). The economics of slash and burn: a case study of the 1997–1998 Indonesian forest fires. *Ecological Economics*, 46(1), 159-171.