

## CHAPTER 12

### ***SMARTLAND SURVEILLANCE SYSTEM (SLSS): APLIKASI SISTEM INFORMASI BIG DATA PERKOTAAN***

**Ahmad Gamal<sup>1</sup>, Ronni Ardhianto<sup>2</sup>, & Wisnu Jatmiko<sup>3</sup>**

<sup>1</sup> Fakultas Teknik Elektro, Universitas Indonesia, Kampus UI, Depok, Indonesia

<sup>2</sup> PT Pangripta Geomatika Indonesia, Jakarta, Indonesia

<sup>3</sup> Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Kampus UI, Depok, Indonesia

#### **ABSTRAK**

Permintaan untuk pemodelan 3D menggunakan *light detection and ranging* (LiDAR) sebagai sumber utama untuk mengamati, merencanakan, dan mengelola kawasan perkotaan telah meningkat. Penggunaan data LiDAR meningkatkan akurasi pemodelan sehingga dapat digunakan untuk penentuan kebijakan dan perencanaan infrastruktur. Berbagai macam penelitian terhadap data LiDAR telah dilakukan, salah satunya adalah segmentasi bangunan dari data LiDAR *indoor* maupun *outdoor*. Untuk kasus *outdoor*, data LiDAR dapat diperoleh dari dua sudut pandang, yaitu *ground view* dan *aerial view*. Penelitian ini membahas aplikasi sistem informasi *smartland surveillance system* (SLSS) untuk *big data* perkotaan. Peneliti mengembangkan segmentasi bangunan secara otomatis dengan menggunakan metode *deep learning* dan menggunakan data LiDAR yang diambil dari pesawat udara tanpa awak. Hasilnya penelitian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan dapat menyegmentasi bangunan, permukaan, dan vegetasi dengan baik dengan rata-rata akurasi yang dihasilkan untuk *dataset* Kupang dan Depok mencapai 70–80%.

**Kata kunci:** *surveillance system*, LiDAR, *big data*, perkotaan, segmentasi bangunan

#### **A. PENDAHULUAN**

Pengelolaan data geospasial memiliki peran penting dalam mewujudkan *good governance* di suatu wilayah [2]. Kawasan perkotaan yang tertata dengan baik dan mengikuti *masterplan* memungkinkan instansi pemerintah, perusahaan, dan pembuat kebijakan untuk melaksanakan beberapa tugas, seperti penanggulangan bencana, pencatatan, dan penilaian pertumbuhan kota secara efisien dan akurat [3].

---

A. Gamal, R. Ardhianto, and W. Jatmiko  
Universitas Indonesia, e-mail: ahmad.gamal@eng.ui.ac.id

@2023 Kolaborasi Riset dan Inovasi Industri Kecerdasan Artfisial (KORIKA) & Penerbit BRIN  
A. Gamal, R. Ardhianto, and W. Jatmiko, "Smartland Surveillance System (SLSS): Aplikasi Sistem Informasi Big Data Perkotaan," in *Prosiding Use Cases Artificial Intelligence Indonesia: Embracing Collaboration for Research and Industrial Innovation in Artificial Intelligence*, B. R. Trilaksono, H. Riza, A. Jarin, N. D. S. Darmayanti, and S. Liawatimena, Eds. Jakarta: Penerbit BRIN, Februari 2023, ch. 12, pp. 127-136, doi: 10.55981/brin.668.c548  
ISBN: 978-623-8052-49-3, E-ISBN: 978-623-8052-50-9



**Gambar 1.** Ilustrasi proses penataan tata ruang tata ruang dan solusi pencatatan manual yang kurang efektif [1]

Dengan begitu, pendapatan asli daerah bisa dimaksimalkan. Salah satu penyumbang pendapatan daerah yang cukup signifikan adalah pajak bumi dan bangunan. Dengan perkembangan kota yang pesat, pendapatan asli daerah dari pajak juga harusnya semakin besar. Namun ironisnya, semakin cepat pertumbuhan kota, semakin rentan terhadap pelanggaran di dalamnya. Salah satu pelanggaran tersebut adalah pelanggaran penataan ruang yang menyebabkan nilai jual objek pajak (NJOP) tidak sesuai dengan kenyataan sehingga pendapatan asli daerah tidak maksimal. Solusi saat ini hanya *monitoring* pintu ke pintu yang tidak efisien dan memakan waktu lama [4]. Gambar 1 menunjukkan ilustrasi permasalahan yang terjadi.

Selain pelanggaran akibat ketidaksesuaian pembayaran pajak, adapun masalah lain yang sangat krusial, yaitu perusakan ekosistem sebagai dampak dari pembangunan rumah atau tempat tinggal di lahan terbuka hijau. Akibat dari pelanggaran ini adalah kurangnya resapan air hujan yang berdampak pada bencana banjir serta rusaknya ekosistem sungai dan danau yang seharusnya bebas dari limbah rumah tangga. Selain itu, masalah kritis lainnya adalah ketidaksesuaian antara data dari satu instansi ke instansi lain karena penggunaan sensor yang berbeda sehingga menyulitkan untuk mendapatkan informasi yang akurat dan dapat dipercaya.

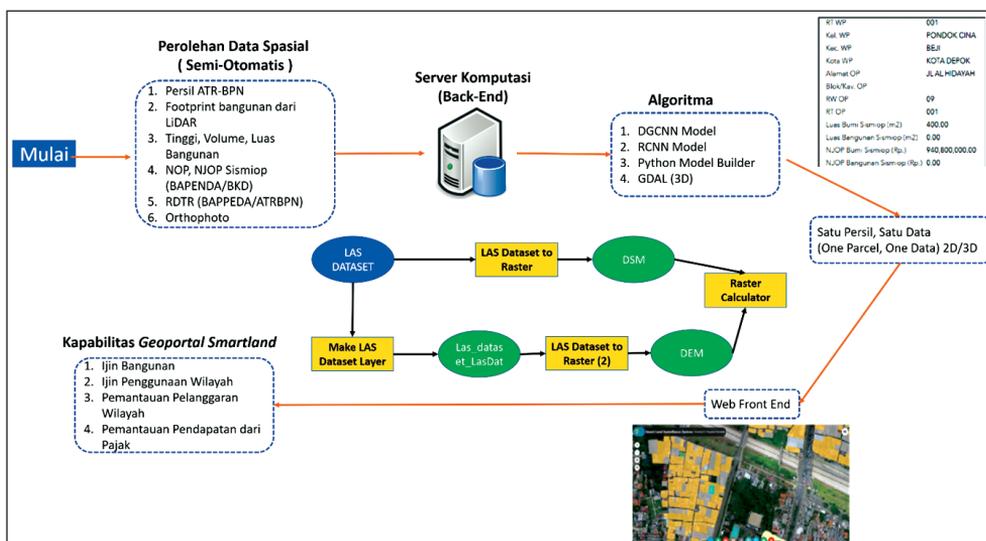
Berdasarkan permasalahan tersebut, diperlukan sistem informasi geospasial yang akurat, terkini, dan terintegrasi agar setiap instansi yang membutuhkan dapat mengacu pada aplikasi tersebut yang berimplikasi pada pemaksimalan pendapatan daerah. Hal pertama yang dapat dilakukan adalah menggunakan teknologi penginderaan jauh yang lebih akurat untuk pengumpulan data, salah satunya *light detection and ranging* (LiDAR). LiDAR dapat memberikan informasi pencitraan tiga dimensi (3D) yang dapat digunakan untuk membuat peta digital akurat dalam skala 1:10.000. Apabila dibandingkan peta daring yang dimiliki oleh pemerintah, skala ini memiliki akurasi yang lebih tinggi [5]-[14]. Dengan akurasi tersebut, informasi estimasi harga tanah dapat dilakukan hingga tahap persil. Selain akurasi luas lahan, LiDAR juga mampu memberikan informasi mengenai volume bangunan yang berdiri di atas lahan tersebut.

Karena kemampuan LiDAR, permintaan akan pemodelan 3D yang menggunakannya sebagai sumber utama untuk mengamati, merencanakan, dan mengelola kawasan perkotaan telah meningkat. Model ini dapat digunakan untuk penentuan kebijakan dan perencanaan infrastruktur. Beberapa tahun yang lalu, berbagai macam penelitian tentang data LiDAR telah dilakukan, seperti ekstraksi bangunan [15], analisis perkotaan [16], dan pemodelan pohon [17][18]. Selain itu, potensi yang luar biasa untuk pengolahan data geospasial skala besar dan penelitian dalam pengolahan citra [12]. Pengimplementasian data LiDAR untuk keperluan pemodelan bangunan 3D memiliki beberapa tantangan, salah satunya adalah *point cloud semantic segmentation* karena resolusinya yang tinggi [19]. Penelitian ini memaparkan kemajuan dan tantangan dalam aplikasi sistem informasi *big data* perkotaan SLSS yang peneliti bangun.

## B. PEMBAHASAN

### 1. *Smart Land Surveillance System (SLSS)*

Proses bisnis SLSS (Gambar 2) yang dibangun terdiri dari dua komponen, yaitu *back-end* dan *front-end*. Proses tersebut umumnya terdiri dari pra-pemrosesan data, pemodelan 3D, dan penyesuaian spasial. *Front-end* akan menampilkan sistem informasi geospasial yang terdiri dari informasi bangunan, pemanfaatan ruang, pelanggaran spasial, dan pajak. Teknologi terapan ini dapat memberikan manfaat, baik bagi masyarakat maupun pemerintah dan memudahkan kabupaten untuk beradaptasi dengan perubahan ekonomi yang terjadi secara berkala. Dengan otomatisasi teknologi pertanahan, masyarakat dapat mengetahui informasi perkiraan harga pasar dengan lebih cepat serta melakukan kegiatan jual beli aset tanah pribadi dan kebutuhan pribadi, seperti pembagian harta warisan atau penggunaan aset tanah sebagai jaminan mulai bisnis.



Gambar 2. Proses Bisnis *Smart Land Surveillance System* [20]

Bagi pemerintah, tiga aspek yang dapat dimanfaatkan dari teknologi adalah pengawasan, pengendalian, dan penerimaan daerah melalui pajak. Aspek pengawasan dalam hal ini adalah pengawasan terhadap nilai jual objek pajak bumi dan bangunan serta harga pasar.

Manfaat kedua adalah aspek pengendalian. Dengan adanya informasi persil tanah dan volume bangunan, pemerintah dapat menegakkan peraturan bangunan secara lebih efektif. Pemerintah dapat mengenakan sanksi berupa pajak tambahan atau sanksi lainnya terhadap bangunan gedung yang volumenya lebih besar dari volume bangunan yang diizinkan berdasarkan Izin Mendirikan Bangunan. Rencana pembangunan kota dapat dipantau dan dikendalikan secara lebih efektif dengan teknologi otomasi informasi tanah dan bangunan ini.

Manfaat ketiga adalah aspek penerimaan daerah melalui pajak. Melalui sanksi pajak yang dikenakan kepada pelanggar peraturan bangunan, pemerintah dapat memperoleh penghasilan tambahan dari pajak untuk anggaran daerah. Regulasi yang ditetapkan oleh pemerintah diharapkan dapat menjalankan perencanaan pembangunan daerah.

## 2. Progres Penelitian SLSS

Bagian ini membahas salah satu progres pembangunan aplikasi SLSS, yakni pemodelan bangunan 3D menggunakan *deep learning* dengan pendekatan *point cloud segmentation* untuk proses awal pemodelan bangunan. Kinerja dari metode yang diusulkan diperoleh dari dua buah *dataset* LiDAR, yaitu data LiDAR Kota Kupang dan Depok, yang diperoleh dari mitra penelitian, PT Pangripta Geomatika Indonesia. Hasil Segmentasi dilakukan dengan beberapa metode, yaitu PointNet, DGCNN, dan DGCNN yang dimodifikasi.

**Tabel 1.** Hasil Perbandingan Metode Segmentasi Data LiDAR Kupang [20]

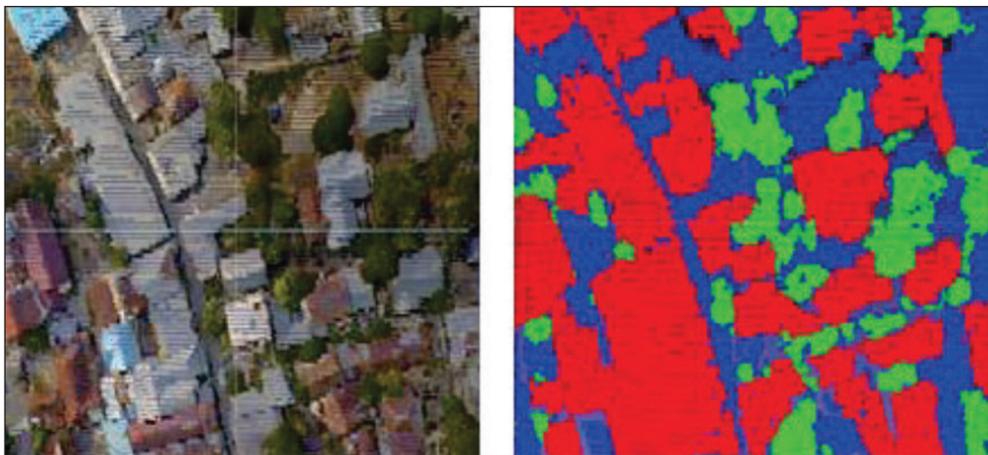
Dataset	Akurasi (%)		
	PointNet	DGCNN	Modified DGCNN
Area_1	82,27	84,81	88,28
Area_2	48,49	63,41	64,77
Area_3	45,91	64,33	66,84
Area_4	71,48	64,69	72,79
Area_5	73,10	72,03	74,32
Area_6	64,26	86,08	86,30
<b>Rata-rata</b>	<b>65,08</b>	<b>72,56</b>	<b>75,55</b>

Dalam skenario ini, data LiDAR 3D diberi label ke dalam tiga kategori kelas, yaitu tanah, bangunan, dan vegetasi, sedangkan *dataset* dibagi menjadi enam lipatan, di mana setiap lipatan mewakili suatu area. Penelitian mengevaluasi tiga model, yaitu PointNet [24], DGCNN, dan DGCNN, yang ditingkatkan dengan jarak Mahalanobis [25] [26]. Tabel 1 menunjukkan perbandingan antara ketiga metode tersebut.

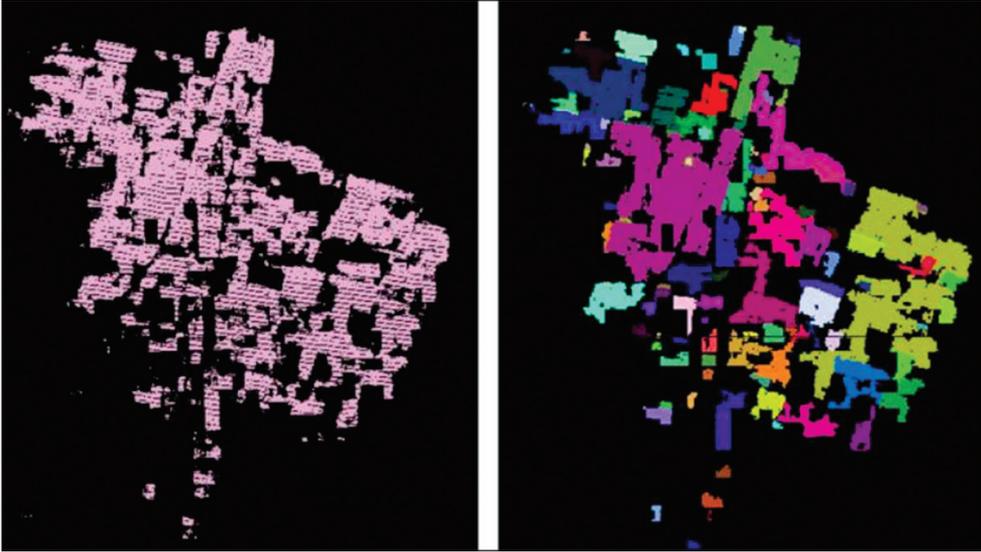
DGCNN yang disempurnakan menggantikan metrik jarak K-NN dalam konvolusi tepi dari jarak Euclidean ke jarak Mahalanobis. Hasil percobaan menunjukkan bahwa metode PointNet mencapai akurasi rata-rata 65,08% dari enam area, sedangkan DGCNN mencapai akurasi yang lebih baik dengan akurasi 72,56%. DGCNN yang dimodifikasi mencapai akurasi yang lebih baik daripada DGCNN dan PointNet asli dengan rata-rata akurasi 75,55%. Informasi dari daerah lain, yaitu Depok, juga disajikan dalam Tabel 2. Perbandingan visual segmentasi pada data Kupang dapat kita lihat pada Gambar 3, sedangkan data Depok dapat dilihat pada Gambar 4.

**Tabel 2.** Hasil Perbandingan Metode Segmentasi DGCNN untuk Data LiDAR Depok [20]

Wilayah	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F-Score (%)	IoU (%)
Area_1	89	90	86	87	78
Area_2	91,5	90	89	89	81
Area_3	85,2	79	81	80	68
Area_4	84,3	79	74	76	63



**Gambar 3.** Hasil segmentasi 3D pada data Kupang [20]



**Gambar 4.** Hasil segmentasi 3D pada data Depok [20]

### 3. Tantangan

#### a. Segmentasi *Point Cloud*

Salah satu tantangan dalam segmentasi *point cloud* LiDAR adalah meningkatkan kinerja segmentasi. Dari analisis yang telah kami lakukan, performansi metode *deep learning* secara keseluruhan masih di bawah 90%, baik pada skenario tiga kelas (tanah, bangunan, dan vegetasi) maupun pada dua kelas (skenario bangunan dan non-bangunan). Berdasarkan log eksperimen, kami mendapatkan wawasan bahwa model tersebut perlu ditingkatkan, baik dari arsitekturnya maupun metode pembelajarannya.

Tantangan lain dalam segmentasi adalah mengklasifikasikan objek yang tumpang tindih, misalnya bangunan dengan pohon (vegetasi). Tantangan ini menjadi penting untuk dipecahkan karena akan memengaruhi bentuk bangunan yang tersegmentasi.

#### b. Pengelompokan Bangunan

Tantangan signifikan lainnya dalam penelitian ini adalah mengelompokkan bangunan. Tujuan utama dari aplikasi ini adalah segmentasi objek per bangunan sehingga perlu dikembangkan suatu algoritma untuk memisahkan objek bangunan dengan objek bangunan lainnya. Pengelompokan ini sulit untuk mendeteksi berapa banyak bangunan di suatu area dan membangun posisi dan dimensi yang tepat, yaitu panjang, lebar, tinggi, dan bentuk. Pengelompokan bangunan yang salah akan memengaruhi dimensi yang dihitung dengan salah. Perhitungan dimensi yang salah akan menghasilkan perhitungan volumetrik bangunan yang tidak akurat dan memengaruhi penegakan pajak bagi pemiliknya. Oleh karena itu, sangat penting untuk memiliki metode pengelompokan bangunan dengan akurasi tinggi.

Berdasarkan penelitian, *clustering* berbasis jarak tidak mencapai kinerja yang baik karena beberapa kasus menghasilkan pemisahan bangunan yang salah, di mana dua bangunan terdeteksi sebagai satu bangunan. Selanjutnya, jarak Euclidean tidak adaptif terhadap variasi jarak ke bangunan lain. Dalam analisis pascastudi, pengelompokan berbasis kepadatan, seperti DBSCAN, menawarkan pengelompokan bangunan yang lebih akurat.

### c. Penyesuaian Spasial

Geometri presisi yang dihasilkan dari LiDAR akan diekstraksi dan kemudian dideuksi dengan data kadaster. Data tersebut terdiri dari kepemilikan tanah, kepemilikan bangunan, dan pajak yang bersumber dari pemerintah. Peneliti menggabungkan data dari data LiDAR dan kadaster untuk menentukan perbedaan volume antara objek bangunan yang diidentifikasi di lapangan dan nilai yang tercatat dalam data kadaster.

Peneliti menggabungkan dua peta persil menggunakan penyesuaian spasial, yakni menempatkan atau memosisikan data secara tepat secara spasial ke posisi sebenarnya di permukaan bumi. Peneliti menganggap parcel dari LiDAR sebagai peta tujuan karena menggambarkan kondisi terkini di suatu daerah. Peta kadaster dari pemerintah disebut sebagai peta sumber yang secara spasial disesuaikan dengan peta tujuan. Gambar 5 menunjukkan ilustrasi dari permasalahan penyesuaian spasial.



**Gambar 5.** Penyesuaian Spasial dari Data Persil

Dalam penyesuaian spasial, kita perlu memahami karakteristik kesalahan yang terjadi antara kedua peta sumber dan tujuan. Ketika kesalahan konsisten, arah, dan jarak adalah transformasi linier yang dikategorikan sebagai solusi sederhana, sedangkan titik control diperlukan ketika eror bersifat non-linier. Saat ini, titik kontrol didefinisikan secara manual karena kesalahan non-linier menghasilkan empat tantangan, yaitu (1) perbedaan skala, perbedaan sudut, dan pergeseran posisi, tetapi dimensi data (rasio aspek) adalah sama; (2) perbedaan skala, perbedaan sudut, dan pergeseran posisi dengan dimensi data yang berbeda (*skew*); (3) perbedaan dimensi ke segala arah; serta (4) selisih jumlah persil antara kedua peta.

Titik kontrol akan digunakan pada fase transformasi dengan beberapa pilihan metode transformasi, seperti transformasi kesamaan, *affine*, proyektif, dan *rubber-sheet*. Untuk itu, perlu dikembangkan metode penentuan titik kontrol otomatis agar fitur tersebut dapat bekerja untuk menangani keempat tantangan tersebut.

### C. KESIMPULAN

Perkembangan teknologi memudahkan masyarakat untuk mengakses informasi dengan cepat. Informasi menjadi kebutuhan dasar yang dibutuhkan sebagai dasar dalam menentukan keputusan dalam kehidupan sehari-hari. Semakin detail informasi yang diperoleh seseorang, semakin berharga informasi tersebut. Salah satunya adalah penggunaan teknologi yang dapat memberikan informasi secara cepat mengenai volume bangunan dan perkiraan nilai bangunan dan tanah.

Penelitian ini berhasil menerapkan segmentasi *point cloud* LiDAR menggunakan PointNet dan DGCNN dengan hasil segmentasi menunjukkan bahwa DGCNN memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan PointNet pada tiga kelas *point cloud*.

### UCAPAN TERIMA KASIH

Karya ini didukung oleh Badan Riset dan Inovasi Nasional (BRIN) dengan judul penelitian *Pengembangan Sistem Big Data Perkotaan Berbasis Kejerdasan Buatan untuk Analisis Kepatuhan Bangunan terhadap Rencana Tata Ruang Wilayah dan Perijinan Pembangunan dalam Rangka Peningkatan Pendapatan Daerah dan Perlindungan Kualitas Lingkungan Perkotaan* dan nomor hibah 26/E1/PRN/IV/2021. Peneliti juga berterima kasih kepada PT Pangripta Geomatika Indonesia (PGI) yang telah menyediakan *dataset* LiDAR.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] CAH, "PBB dan BPHTB sumbang pendapatan terbesar untuk Depok." *Berita Satu*, 5 Januari 2016 [Daring]. <https://www.beritasatu.com/news/338175/pbb-dan-bphtb-sumbang-pendapatan-terbesar-untuk-depok>
- [2] Q. Man, P. Dong, X. Yang, Q. Wu, dan R. Han, "Automatic extraction of grasses and individual trees in urban areas based on airborne hyperspectral and LiDAR data," *Remote Sens.*, vol. 12, no. 17, 2020, doi: 10.3390/rs12172725.
- [3] A. Wibisono, W. Jatmiko, H. A. Wisesa, B. Hardjono, dan P. Mursanto, "Traffic big data prediction and visualization using fast incremental model trees-drift detection (FIMT-DD)," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 93, pp. 33–46, 2016, doi: 10.1016/j.knosys.2015.10.028.
- [4] C. Yi dkk., "Urban building reconstruction from raw LiDAR point data," *Computer-Aided Design*, vol. 93, pp. 1–14, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cad.2017.07.005>.

- [5] W. Y. Yan, A. Shaker, dan N. El-Ashmawy, "Urban land cover classification using airborne LiDAR data: A review," *Remote Sens. Environ.*, vol. 158, pp. 295–310, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.11.001>.
- [6] N. Ekhtari, C. Glennie, dan J. C. Fernandez-Diaz, "Classification of airborne multispectral lidar point clouds for land cover mapping," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 11, no. 6, pp. 2068–2078, 2018, doi: [10.1109/JSTARS.2018.2835483](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2835483).
- [7] F. Azevedo dkk., "LiDAR-based real-time detection and modeling of power lines for unmanned aerial vehicles," *Sensors*, vol. 19, no. 8, 2019, doi: [10.3390/s19081812](https://doi.org/10.3390/s19081812).
- [8] M. A. Wulder dkk., "LiDAR sampling for large-area forest characterization: A review," *Remote Sens. Environ.*, vol. 121, pp. 196–209, 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.001>.
- [9] C.-W. Peng, C.-C. Hsu, dan W.-Y. Wang, "Cost effective mobile mapping system for color point cloud reconstruction," *Sensors*, vol. 20, no. 22, 2020, doi: [10.3390/s20226536](https://doi.org/10.3390/s20226536).
- [10] S. Wu, C. Wen, H. Luo, Y. Chen, C. Wang, dan J. Li, "Using mobile LiDAR point clouds for traffic sign detection and sign visibility estimation," dalam *2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2015, pp. 565–568, doi: [10.1109/IGARSS.2015.7325826](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2015.7325826).
- [11] F. Poux dan R. Billen, "Voxel-based 3D point cloud semantic segmentation: Unsupervised geometric and relationship featurig vs deep learning methods," *ISPRS Int. J. Geo-Information*, vol. 8, no. 5, 2019, doi: [10.3390/ijgi8050213](https://doi.org/10.3390/ijgi8050213).
- [12] R. Wang, J. Peethambaran, dan D. Chen, "LiDAR point clouds to 3-D urban models: A review," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 11, no. 2, pp. 606–627, 2018, doi: [10.1109/JSTARS.2017.2781132](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2781132).
- [13] P. Babahajiani, L. Fan, J. Kämäräinen, dan M. Gabbouj, "Urban 3D segmentation and modelling from street view images and LiDAR point clouds," *Mach. Vis. Appl.*, vol. 28, pp. 679–694, 2017.
- [14] M. Salman dan S. E. Yüksel, "Fusion of hyperspectral image and LiDAR data and classification using deep convolutional neural networks," in *2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 2018, pp. 1–4, doi: [10.1109/SIU.2018.8404199](https://doi.org/10.1109/SIU.2018.8404199).
- [15] Y. Li, L. Ma, Z. Zhong, D. Cao, dan J. Li, "TGNet: geometric graph CNN on 3-D point cloud segmentation," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 58, no. 5, pp. 3588–3600, 2020, doi: [10.1109/TGRS.2019.2958517](https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2958517).
- [16] Q. Zhao, R. Reynolds, C. Wang, dan E. A. Wentz, "A multidimensional urban land cover change analysis in Tempe, AZ," dalam *2019 Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE)*, May 2019, doi: [10.1109/JURSE.2019.8808957](https://doi.org/10.1109/JURSE.2019.8808957).
- [17] Z. Chen dan B. Gao, "An object-based method for urban land cover classification using airborne LiDAR data," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 7, no. 10, pp. 4243–4254, 2014, doi: [10.1109/JSTARS.2014.2332337](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2332337).

- [18] C.-S. Lo dan C. Lin, "Growth-competition-based stem diameter and volume modeling for tree-level forest inventory using airborne LiDAR data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 51, no. 4, pp. 2216–2226, 2013, doi: 10.1109/TGRS.2012.2211023.
- [19] Y. Sun, X. Zhang, Q. Xin, dan J. Huang, "Developing a multi-filter convolutional neural network for semantic segmentation using high-resolution aerial imagery and LiDAR data," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 143, pp. 3–14, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.06.005>.
- [20] A. Gamal dkk., "Outdoor LiDAR Point Cloud Building Segmentation: Progress and Challenge," 2021 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS), 2021, pp. 01-06, doi: 10.1109/ICACSIS53237.2021.9631345.
- [21] C. R. Qi, H. Su, M. Kaichun, dan L. J. Guibas, "PointNet : Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation," dalam *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, pp. 77–85, doi: 10.1109/CVPR.2017.16
- [22] C. R. Qi, L. Yi, H. Su, and L. J. Guibas, "PointNet ++ : deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space," dalam *31<sup>st</sup> Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*, Long Beach, CA, USA, 2017.
- [23] Y. Wang, Y. Sun, Z. Liu, S. E. Sarma, M. M. Bronstein, dan J. M. Solomon, "Dynamic graph CNN for learning on point clouds," *Association for Computing Machinery (ACM) Transactions on Graphics*, vol. 38, no. 5, pp.146, 2019.
- [24] A. Bayu, A. Wibisono, H. A. Wisesa, N. S. Intizhami, W. Jatmiko, dan A. Gamal, "Semantic segmentation of LiDAR point cloud in rural area," dalam *2019 IEEE Int. Conf. Commun. Networks Satell.*, Makassar, Indonesia, 2019, pp. 73–78.
- [25] N. Hamid, A. Wibisono, A. Gamal, R. Ardhianto, dan W. Jatmiko, "Adaptive update in deep learning algorithms for LiDAR data semantic segmentation," dalam *2020 IEEE Region 10 Symposium (TENSYP)*, 2020, pp. 1038–1041, doi: 10.1109/TENSYP50017.2020.9230926.
- [26] N. Hamid, A. Wibisono, M. A. Ma, A. Gamal, R. Ardhianto, dan A. M. Arymurthy, "3D edge convolution in deep neural network implementation for land cover semantic segmentation of airborne LiDAR data," dalam *2019 4th Asia-Pacific Conf. Intell. Robot Syst.*, 2019, pp. 216–220.
- [27] A. Gamal dkk., "Automatic LiDAR building segmentation based on DGCNN and euclidean clustering," *J. Big Data*, vol. 7, no. 1, pp. 102, 2020, doi: 10.1186/s40537-020-00374-x.