



## Mengukur Perilaku Manusia dalam Skala Besar dan Secara Real-time: Studi Kasus Pola Mobilitas Penduduk dan Fase Awal Pandemi COVID-19 di Indonesia

Aditya Lia Ramadona\*, Risalia Reni Arisanti\*\*, Anis Fuad\*\*, Muhammad Ali Imron\*\*\*, Citra Indriani\*\*, Riris Andono Ahmad\*\*

\*Department of Health Behavior, Environment, and Social Medicine, Faculty of Medicine, Public Health, and Nursing, Universitas Gadjah Mada, \*\*Department of Biostatistics, Epidemiology, and Population Health Faculty of Medicine, Public Health, and Nursing, Universitas Gadjah Mada, \*\*\*Wildlife Laboratory, Faculty of Forestry, Universitas Gadjah Mada

### ABSTRACT

**Background:** Good decisions in policy-making rely on acquiring the best possible understanding at the fast pace of what is happening and what might happen next in the population. Immediate measurements and predictions of disease spread would help authorities take necessary action to mitigate the rapid geographical spread of potential emerging infectious diseases. Unfortunately, measuring human behavior in nearly real-time, specifically at a large scale, has been labor-intensive, time-consuming, and expensive. Consequently, measurements are often unfeasible or delayed in developing in-time policy decisions. The increasing use of online services such as Twitter generates vast volumes and varieties of data, often available at high speed. These datasets might provide the opportunity to obtain immediate measurements of human behavior. Here we describe how the patterns of population mobility can be associated with the number of COVID-19 cases and, subsequently, could be used to simulate the potential path of disease spreading.

**Methods:** Our analysis of country-scale population mobility networks is based on a proxy network from geotagged Twitter data, which we incorporated into a model to reproduce the spatial spread of the early phase COVID-19 pandemic in Indonesia. We used aggregated province-level mobility data from January through December 2019 for the baseline mobility patterns from DKI Jakarta as the origin of the 33 provinces' destinations in Indonesia.

**Result:** We found that population mobility patterns explain 62 percent of the variation in the occurrence of COVID-19 cases in the early phases of the pandemic. In addition, we confirm that online services have the potential to measure human behavior in nearly real time.

**Conclusion:** We believe that our work contributes to previous research by developing a scalable early warning system for public health decision-makers in charge of developing mitigation policies for the potential spread of emerging infectious diseases.

**Keywords:** COVID-19 ; big data, early warning system, ;human behavior ; digital public health.

---

\*Penulis korespondensi, [alramadona@ugm.ac.id](mailto:alramadona@ugm.ac.id)

## Pendahuluan

COVID-19 dinyatakan sebagai pandemi global pada Maret 2020. Sejak pertama dilaporkan di Wuhan, China, COVID-19 telah mengancam kesehatan masyarakat serta menimbulkan risiko besar bagi kesejahteraan umat manusia di seluruh dunia. Di Indonesia, COVID-19 pertama kali terdeteksi pada awal Maret 2020,<sup>1</sup> dan 11 kasus pertama diakibatkan oleh transmisi lokal yang terjadi di klub dan restoran.<sup>2</sup> Infeksi COVID-19 kini pun telah menyebar dan dilaporkan dari seluruh provinsi di Indonesia.

Mobilitas penduduk diyakini memiliki peran penting dalam membentuk penyebaran penyakit menular, baik secara temporal maupun secara spasial.<sup>3,4</sup> Infeksi yang terbawa melalui mobilitas dapat menginisiasi atau memfasilitasi epidemi,<sup>5</sup> dan oleh karena itu, memahami pola mobilitas penduduk menjadi penting untuk tujuan pencegahan penyakit. Data mobilitas penduduk berpotensi untuk menginformasikan di mana dan kapan kasus baru kemungkinan akan terjadi. Studi sebelumnya telah menunjukkan bahwa mobilitas penduduk mempengaruhi penyebaran spasial penyakit yang ditularkan melalui vektor, baik pada skala spasial sempit atau lebih luas sesuai dengan jarak dalam suatu kota atau negara.<sup>6,7</sup>

Terdapat berbagai hambatan dan keterbatasan ketika diperlukan pengukuran pola perilaku manusia dalam skala besar, apalagi secara real-time. Di masa lalu, pola perilaku manusia sebagian besar diperkirakan berdasarkan data survei pelaporan diri. Estimasi semacam ini berpotensi memiliki ketidakakuratan karena kesalahan responden dalam mengingat informasi, belum lagi jumlah sumber daya yang dibutuhkan untuk mengerahkan tenaga surveyor, serta waktu dan biaya untuk mentranskripsikan data yang diperoleh. Studi yang lebih baru mengandalkan catatan ponsel beresolusi rendah, tetapi penggunaan data ponsel untuk melacak perilaku manusia cenderung penuh dengan masalah privasi dan pembatasan akses data.<sup>8</sup>

Layanan online seperti Twitter, YouTube, Facebook, dan Instagram, menghasilkan volume dan variasi data yang sangat besar, seringkali tersedia dengan kecepatan tinggi dan dengan biaya yang relatif

rendah. Interaksi Internet dan penggunaannya menghasilkan aliran data yang dapat membantu menyediakan cara baru dalam mengamati perilaku manusia. Kehadiran layanan berbagi lokasi, misalnya, dari data Twitter yang diberi geotag, memungkinkan peneliti untuk mendapatkan akses yang belum pernah terjadi sebelumnya ke rekaman langsung pada perilaku manusia.<sup>9</sup> Tipe data ini memiliki karakteristik unik dan informasi berharga dengan resolusi yang halus atau rinci. Studi sebelumnya menunjukkan bahwa data media sosial yang mengambil informasi dari segmen waktu yang berbeda - instan, harian, bulanan, dan tahunan - memberikan informasi mendalam dalam memahami kehidupan di perkotaan.<sup>10</sup>

Pada saat terjadi gangguan atau keadaan darurat, pihak berwenang perlu mengembangkan kebijakan untuk memandu tindakan yang diperlukan dalam mengurangi konsekuensi atau dampak buruk dari krisis. Namun, sejauh ini, terdapat banyak tantangan dan hambatan untuk mengukur dan memahami perilaku manusia dalam upaya memperoleh wawasan terbaik tentang apa yang terjadi dan apa yang mungkin terjadi dalam waktu dekat selanjutnya. Secara tradisional, mengukur perilaku manusia hampir secara real-time, khususnya dalam skala besar, seringkali tidak dapat dilakukan. Akibatnya, pengembangan kebijakan seringkali tidak berbasis bukti atau tertunda.

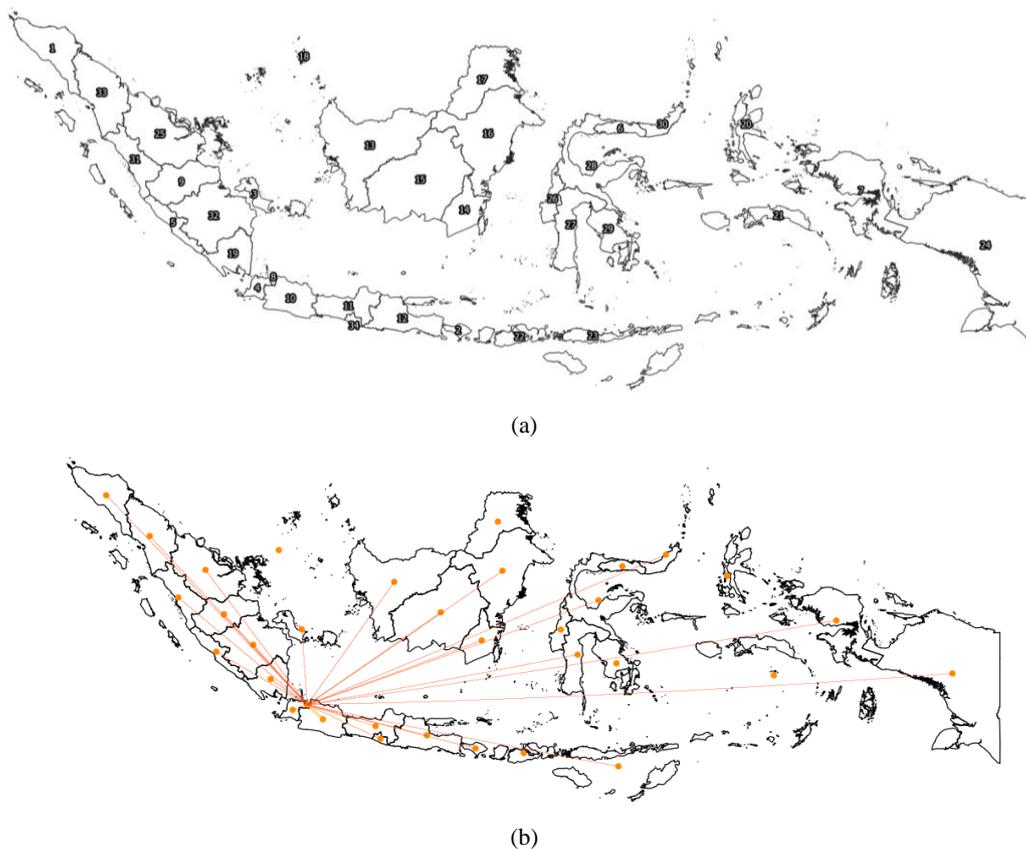
Beberapa studi yang telah dilakukan sebelumnya terutama lebih cenderung menyelidiki konten media sosial terkait kekhawatiran publik dalam menghadapi pandemi COVID-19.<sup>11-14</sup> Sementara itu, penelitian kami menyelidiki potensi penggunaan meta-data media sosial, yakni data geotag, yang tersedia dan sebelumnya masih kurang dieksplorasi dan dimanfaatkan. Dalam hal ini, Twitter menyediakan sampel data penggunaannya secara gratis yang potensial untuk dapat digunakan sebagai sumber data baru. Selain itu, platform media sosial ini umum digunakan di Indonesia.<sup>15</sup>

Penelitian ini bertujuan untuk menyelidiki bagaimana menyediakan wawasan tentang jalur potensial penyebaran COVID-19 dalam skala nasional, berdasarkan informasi perilaku manusia yang diproses dari data

media sosial. Kami berhipotesis bahwa data Twitter yang diberi geotag dapat mengungkapkan tingkat keterhubungan antar provinsi-provinsi di Indonesia yang mungkin terkait dengan status situasi ancaman penyakit pada fase awal epidemi. Selanjutnya, informasi ini dapat memberikan dukungan informasi dalam mendeteksi atau memprediksi lokasi potensi wabah yang akan datang sebagai landasan sistem peringatan dini, baik pada tingkat nasional maupun daerah.

## Metode

Kami memperoleh kasus COVID-19 untuk setiap provinsi di Indonesia yang disediakan oleh Kawal COVID-19 ([kawalcovid19.id](http://kawalcovid19.id)) periode 2 sampai 22 Maret 2020. Sementara itu, untuk baseline tingkat frekuensi pola mobilitas penduduk, kami menggunakan geotag tweet yang diposting pada periode dari Januari sampai Desember 2019.



**Gambar 1.** (a) Nomor identifikasi administrasi setiap provinsi;  
(b) Tingkat frekuensi perpindahan penduduk dari DKI Jakarta ke 33 provinsi lainnya.

Kami menggunakan *Application Programming Interface* (API) Twitter dan memfilter tweet dalam batas-batas wilayah Indonesia untuk dianalisis. Untuk tujuan ini, Kami hanya mengekstrak *string* identifikasi pengguna, stempel waktu, serta informasi bujur dan lintang lokasi pengguna di tweet. Selanjutnya, kami melakukan *overlay* geotag tweet pada peta administrasi provinsi wilayah studi dan menukar *geocode* dengan nomor identifikasinya (**Gambar 1.a.**).

Kami merumuskan sebuah algoritma untuk memperkirakan tingkat frekuensi mobilitas penduduk di antara 34 provinsi di Indonesia. Tingkat frekuensi dihitung berdasarkan pola mobilitas pengguna Twitter antar pasangan provinsi. Pola mobilitas dihitung dengan memperkirakan tingkat pengguna Twitter di satu provinsi yang kemudian mentweet ulang di provinsi lain dalam periode penelitian.<sup>6,7</sup> Selanjutnya, untuk menilai hubungan antara tingkat frekuensi mobilitas penduduk dan jumlah kasus COVID-19, kami

hanya mempertimbangkan tingkat frekuensi mobilitas penduduk dari DKI Jakarta ke 33 provinsi lainnya (**Gambar 1.b.**).

## Hasil

Dalam analisis kami, total kasus COVID-19 di 33 provinsi, tidak termasuk DKI Jakarta, adalah sebanyak 4.009 kasus, dengan jumlah kasus tertinggi dilaporkan dari Jawa Barat. Ketiga kasus penyumbang terbanyak berasal dari provinsi yang berada di Pulau Jawa, sebagai provinsi terdekat dengan DKI Jakarta. Sebagian besar mobilitas (83%) yang berasal dari DKI Jakarta adalah menuju ke 5 provinsi lainnya di Pulau Jawa, yakni Jawa Barat, Banten, Jawa Timur, Jawa Tengah, dan DI Yogyakarta (**Tabel 1**). Kami mengidentifikasi bahwa laju mobilitas penduduk dari DKI Jakarta ke provinsi lain terkait erat dengan jumlah kasus COVID-19 di provinsi tersebut (**Gambar 2**). Model linier sederhana dengan menggunakan laju mobilitas penduduk sebagai prediktor dapat menjelaskan 62 persen variasi terjadinya kasus COVID-19. Sisanya 38 persen variasi yang tidak dapat dijelaskan bisa disebabkan oleh pengaruh faktor-faktor lain.

## Pembahasan

Hasil kami menunjukkan bahwa pola mobilitas yang diprosikan dari data Twitter dapat mencerminkan dinamika mobilitas dan menunjukkan kemampuan dalam menjelaskan secara kuantitatif fase awal situasi COVID-19 di Indonesia. Oleh karena itu, pengetahuan metodologi penelitian ini dapat menjadi landasan untuk aplikasi masa depan dari data Twitter yang mudah diakses untuk memantau dinamika mobilitas manusia.<sup>19</sup> Memahami mobilitas manusia pada tahap awal pandemi sangat penting untuk menilai pola perjalanan guna mencegah penyebaran penyakit.<sup>20</sup>

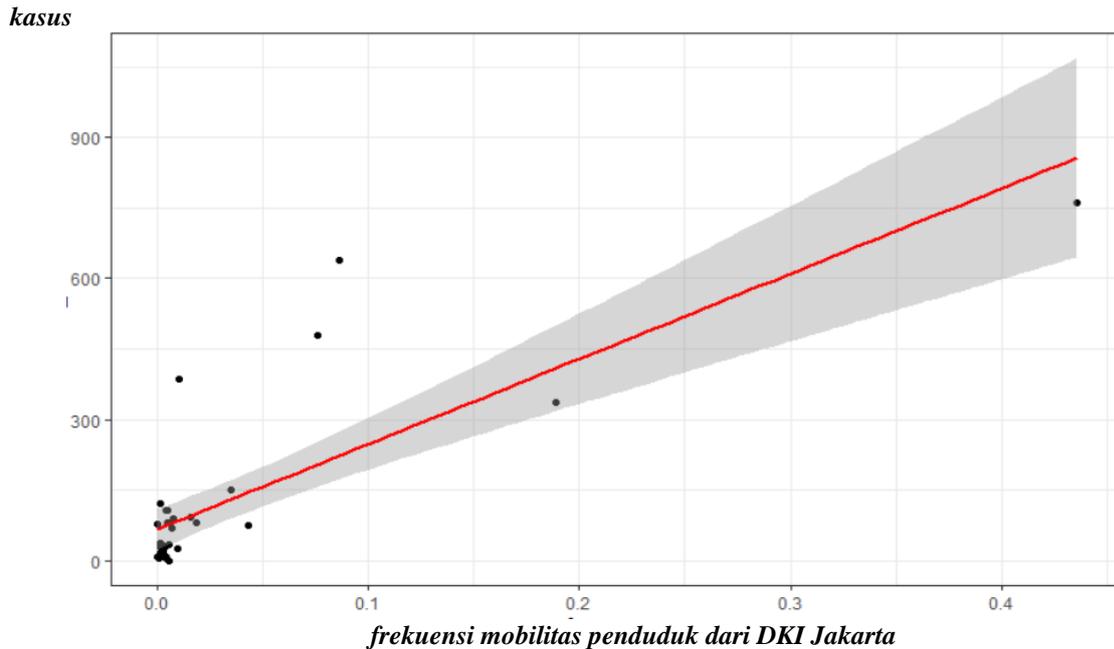
Hasil kami menunjukkan bahwa mobilitas populasi dapat menjadi salah satu pendorong penting penyebaran COVID-19 dari area *hotspot* atau episentrum ke area lain, dan data Twitter yang diberi geotag dapat memberikan informasi penting tentang pola mobilitas populasi untuk meningkatkan pemahaman kita tentang potensi dan arah sebaran risiko penyakit. Temuan kami dapat memberikan informasi yang bermanfaat untuk mengembangkan sistem peringatan dini dan respons tepat waktu yang lebih efisien. Oleh karena itu, kami mengusulkan bahwa mobilitas penduduk berpotensi digunakan sebagai indikator proksimal untuk memprediksi lokasi wabah di masa mendatang. Nantinya, ini bisa menjadi landasan untuk mengembangkan kewaspadaan dini dan kebijakan turunan untuk menginformasikan intervensi non-farmasi proaktif untuk pengendalian penyakit, seperti relokasi sumber daya untuk mengekang wabah penyakit dan pengaruh negatifnya.<sup>16-18</sup>

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, khususnya terkait keterbatasan sumber data. Kami berasumsi bahwa pergerakan pengguna antara tweet berturut-turut mewakili mobilitas populasi secara keseluruhan. Pada kenyataannya, pengguna Twitter mungkin hanya mewakili sekelompok individu tertentu. Oleh karena itu, pengguna Twitter berpotensi bias berasal dari golongan dan status sosial ekonomi tertentu, serta dari wilayah dengan infrastruktur telekomunikasi yang memadai. Namun demikian, kami percaya bahwa penelitian ini menggunakan data aktual untuk memberikan hasil yang terbatas namun tetap bermakna. Penting untuk dicatat bahwa penggunaan Twitter dan platform media sosial lainnya sangat umum di Indonesia.<sup>15</sup>

Penelitian sebelumnya telah memvalidasi Twitter sebagai sumber data yang layak untuk mempelajari mobilitas penduduk.<sup>8,21,22</sup>

Tabel 1. Tingkat frekuensi mobilitas penduduk dari DKI Jakarta ke 33 provinsi lainnya dan jumlah kasus COVID-19 di tingkat provinsi

Origin	Destination	Frekuensi Mobilitas (Januari-Desember 2019)	Jumlah Kasus (sampai 22 Maret 2020)
DKI Jakarta	Jawa Barat	0.43573	762
DKI Jakarta	Banten	0.18893	337
DKI Jakarta	Jawa Timur	0.08656	638
DKI Jakarta	Jawa Tengah	0.07625	479
DKI Jakarta	DI Yogyakarta	0.04321	75
DKI Jakarta	Bali	0.03543	152
DKI Jakarta	Kalimantan Tengah	0.01864	82
DKI Jakarta	Sumatera Utara	0.01587	93
DKI Jakarta	Sulawesi Selatan	0.01042	387
DKI Jakarta	Lampung	0.01021	27
DKI Jakarta	Sumatera Selatan	0.00805	89
DKI Jakarta	Kalimantan Timur	0.00725	69
DKI Jakarta	Sumatera Barat	0.00675	81
DKI Jakarta	Nusa Tenggara Timur	0.00583	1
DKI Jakarta	Riau	0.00561	35
DKI Jakarta	Nusa Tenggara Barat	0.00486	109
DKI Jakarta	Kepulauan Riau	0.00481	81
DKI Jakarta	Kalimantan Selatan	0.00466	107
DKI Jakarta	Kalimantan Barat	0.00451	31
DKI Jakarta	Aceh	0.00412	7
DKI Jakarta	Bangka-Belitung	0.00412	8
DKI Jakarta	Sulawesi Utara	0.00325	20
DKI Jakarta	Jambi	0.00242	13
DKI Jakarta	Sulawesi Tengah	0.00196	29
DKI Jakarta	Papua	0.00192	123
DKI Jakarta	Sulawesi Tenggara	0.00171	37
DKI Jakarta	Maluku	0.00170	17
DKI Jakarta	Papua Barat	0.00141	8
DKI Jakarta	Bengkulu	0.00138	8
DKI Jakarta	Gorontalo	0.00100	7
DKI Jakarta	Maluku Utara	0.00087	12
DKI Jakarta	Sulawesi Barat	0.00030	8
DKI Jakarta	Kalimantan Utara	0.00027	77
	<b>total</b>	1.00000	4009



Gambar 2. Hubungan antara tingkat frekuensi mobilitas penduduk dari DKI Jakarta ke 33 provinsi lain dan jumlah kasus COVID-19  
(Adjusted R2 = 0.62; intercept = 66.5; slope = 1813.5; P = 3.83e-08)

Selain itu, pola mobilitas manusia yang diekstraksi dari tweet yang diberi geotag telah dilaporkan memiliki fitur keseluruhan yang serupa dengan yang diprosikan dari catatan ponsel.<sup>8</sup>

Membuat keputusan dalam kebijakan bergantung pada ketersediaan pemahaman terbaik tentang apa yang terjadi dan apa yang mungkin terjadi selanjutnya dalam populasi. Oleh karena itu, pengukuran perilaku manusia yang cepat akan membantu pihak berwenang untuk menghindari kerusakan dan kerugian yang dapat dicegah, serta mengambil tindakan yang diperlukan untuk mengatasi krisis dalam situasi darurat. Meskipun secara tradisional mengukur perilaku manusia membutuhkan banyak tenaga, memakan waktu, dan mahal, ketersediaan sumber data baru, seperti data Twitter, memberikan peluang untuk mengurangi bahkan menghilangkan semua hambatan ini. Sumber data baru tersebut menawarkan kesempatan untuk mendapatkan pengukuran langsung, cepat, dan efisien dari perilaku manusia.

Analisis kami terhadap jaringan mobilitas penduduk skala negara yang diprosikan dari data Twitter yang diberi geotag dapat mereproduksi secara memadai

penyebaran spasial COVID-19 selama fase awal pandemi di Indonesia. Kami percaya bahwa pekerjaan kami berkontribusi pada penelitian sebelumnya dengan mengurangi biaya dan keterlambatan dalam mengukur perilaku manusia, serta mengembangkan sistem peringatan dini yang dapat dikembangkan untuk menyusun kebijakan yang tepat waktu.

## Kesimpulan

Dalam artikel ini, kami telah menunjukkan bahwa menggunakan sumber data baru dari media sosial akan bermanfaat untuk mengukur perilaku manusia dalam skala besar dan hampir secara *real time*. Studi ini juga menunjukkan bahwa pada saat krisis dan laporan ilmiah atau resmi sangat terbatas, setiap data yang tersedia dapat dieksplorasi dan dimanfaatkan untuk membantu memberikan wawasan dalam mengembangkan strategi intervensi dan pengendalian.

## Ucapan Terima Kasih

Terima kasih kepada pihak jurnal JEKK karena telah mengizinkan kami menggunakan template yang mereka miliki.

## Daftar Pustaka

1. R. Djalante et al. 2020. "Review and analysis of current responses to COVID-19 in Indonesia: Period of January to March 2020," *Prog. Disaster Sci.*, vol. 6, p. 100091, Apr. doi: 10.1016/j.pdisas.2020.100091.
2. Vivi Setiawaty et al. 2020. "The Identification of First COVID-19 Cluster in Indonesia.," *Am. J. Trop. Med. Hyg.*, vol. 103, no. 6, pp. 2339–2342. doi: 10.4269/ajtmh.20-0554.
3. R. O. Nanda et al. 2022 "Community Mobility and COVID-19 Dynamics in Jakarta, Indonesia," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 19, no. 11, p. 6671. doi: 10.3390/ijerph19116671.
4. S. Changruengnam, D. J. Bicout, and C. Modchang. 2020. "How the individual human mobility spatio-temporally shapes the disease transmission dynamics," *Sci. Rep.*, vol. 10, no. 1. doi: 10.1038/s41598-020-68230-9.
5. A. Findlater and I. I. Bogoch. 2018. "Human Mobility and the Global Spread of Infectious Diseases: A Focus on Air Travel," *Trends Parasitol.*, vol. 34, no. 9, pp. 772–783. doi: 10.1016/j.pt.2018.07.004.
6. A. L. Ramadona, Y. Tozan, L. Lazuardi, and J. Rocklöv, 2019. "A combination of incidence data and mobility proxies from social media predicts the intra-urban spread of dengue in Yogyakarta, Indonesia," *PLoS Negl. Trop. Dis.*, vol. 13, no. 4, p. e0007298, Apr doi: 10.1371/journal.pntd.0007298.
7. J. Rocklöv et al. 2019. "Using Big Data to Monitor the Introduction and Spread of Chikungunya, Europe, 2017," *Emerg. Infect. Dis.*, vol. 25, no. 6, pp. 1041–1049. doi: 10.3201/eid2506.180138.
8. R. Jurdak, K. Zhao, J. Liu, M. AbouJaoude, M. Cameron, and D. Newth, 2015. "Understanding human mobility from Twitter," *PLoS ONE*, vol. 10, no. 7, pp. 1–16. doi: 10.1371/journal.pone.0131469.
9. B. Hawelka, I. Sitko, E. Beinatz, S. Sobolevsky, P. Kazakopoulos, and C. Ratti, "Geo-located Twitter as proxy for global mobility patterns," *Cartogr. Geogr. Inf. Sci.*, vol. 41, no. 3, pp. 260–271, May 2014, doi: 10.1080/15230406.2014.890072.
10. T. Üsküplü, F. Terzi, and H. Kartal. 2020. "Discovering Activity Patterns in the City by Social Media Network Data: a Case Study of Istanbul," *Appl. Spat. Anal. Policy*, vol. 13, no. 4, pp. 945–958. doi: 10.1007/s12061-020-09336-5.
11. S. F. Pane and J. Ramdan, 2022. "Pemodelan Machine Learning: Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Kebijakan PPKM Menggunakan Data Twitter," *J. Sist. Cerdas*, vol. 5, no. 1. doi: <https://doi.org/10.37396/jsc.v5i1.191>.
12. D. Thorpe Huerta, J. B. Hawkins, J. S. Brownstein, and Y. Hswen. 2021. "Exploring discussions of health and risk and public sentiment in Massachusetts during COVID-19 pandemic mandate implementation: A Twitter analysis," *SSM - Popul. Health*, vol. 15, p. 100851. doi: 10.1016/j.ssmph.2021.100851.
13. A. Abd-Alrazaq, D. Alhuwail, M. Househ, M. Hamdi, and Z. Shah. 2020. "Top Concerns of Tweeters During the COVID-19 Pandemic: Infoveillance Study.," *J. Med. Internet Res.*, vol. 22, no. 4. doi: 10.2196/19016.
14. Z. T. Osakwe, I. Ikhapoh, B. K. Arora, and O. M. Bubu. 2020. "Identifying public concerns and reactions during the COVID-19 pandemic on Twitter: A text-mining analysis," *Public Health Nurs.*, vol. 19, no. June, pp. 1–7, 20. doi: 10.1111/phn.12843.
15. K. M. Carley, M. Malik, M. Kowalchuk, J. Pfeffer, and P. Landwehr. 2015. "Twitter Usage in Indonesia," Institute for Software Research, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA.
16. C. Zeng et al., 2021. "Spatial-Temporal Relationship Between Population Mobility and COVID-19 Outbreaks in South Carolina: Time Series Forecasting Analysis," *J. Med. Internet Res.*, vol. 23, no. 4, p. e27045. doi: 10.2196/27045.
17. N. Setyasaputra, 2021. "Kajian Sistem Deteksi Dini pada saat Pandemi COVID19," *J. Sist. Cerdas*, vol. 4, no. 1. doi: <https://doi.org/10.37396/jsc.v4i1.108>.

18. R. Rachmawati, E. T. W. Mei, I. W. Nurani, R. A. Ghiffari, A. A. Rohmah, and M. A. Sejati. 2021. "Innovation in Coping with the COVID-19 Pandemic: The Best Practices from Five Smart Cities in Indonesia," *Sustainability*, vol. 13, no. 21, p. 12072. doi: 10.3390/su132112072.
19. X. Huang, Z. Li, Y. Jiang, X. Li, and D. Porter. 2020. "Twitter reveals human mobility dynamics during the COVID-19 pandemic," *PLOS ONE*, vol. 15, no. 11, p. e0241957. doi: 10.1371/journal.pone.0241957.
20. LSHTM CMMID COVID-19 working group et al., 2020. "Changing travel patterns in China during the early stages of the COVID-19 pandemic," *Nat. Commun.*, vol. 11, no. 1, p. 5012. doi: 10.1038/s41467-020-18783-0.
21. G. McNeill, J. Bright, and S. A. Hale. 2012. "Estimating local commuting patterns from geolocated Twitter data," *EPJ Data Sci.*, vol. 6, no. 1, p. 24. doi: 10.1140/epjds/s13688-017-0120-x.
22. S. Hasan, X. Zhan, and S. V. Ukkusuri, 2013. "Understanding urban human activity and mobility patterns using large-scale location-based data from online social media," in *Proceedings of the 2nd ACM SIGKDD International Workshop on Urban Computing - UrbComp '13*, New York, New York, USA. p. 1. doi: 10.1145/2505821.2505823.