

Penggunaan Model Land Use Regression untuk Memprediksi Distribusi Spasiotemporal Materi Partikulat di Udara Ambien

Application of Land Use Regression Model for Predicting Spatiotemporal Distribution of Airborne Particulate Matter

Mila Dirgawati, Rina Dwi Riyanti, Didin Agustian Permadi, Mohammad Rangga Sururi

Institut Teknologi Nasional Bandung, Program Studi Teknik Lingkungan, PHH Mustofa No.23,
Bandung, Jawa Barat, Indonesia, 40124
E-mail: mila.dirgawati@itenas.ac.id

Diterima 11 Januari 2024, direvisi 30 Januari 2024, disetujui 28 Februari 2024

ABSTRAK

Penggunaan Model *Land Use Regression* untuk Memprediksi Distribusi Spasiotemporal Materi Partikulat. Polusi udara ambien di wilayah perkotaan merupakan salah satu isu lingkungan dan kesehatan yang penting. Polutan udara, terutama materi partikulat (PM) mampu mempengaruhi kesehatan manusia bahkan ketika terpapar dengan konsentrasi rendah. Model *Land use regression* (LUR) telah banyak digunakan untuk menggambarkan distribusi spasial dan temporal partikulat berukuran $<2,5\mu\text{m}$ ($\text{PM}_{2,5}$) dan $<10\mu\text{m}$ (PM_{10}) dengan berbagai variabel prediktornya. Studi ini merupakan kajian dari beberapa hasil penelitian yang menggunakan model LUR untuk memprediksi distribusi spasial dan temporal PM_{10} dan $\text{PM}_{2,5}$ di wilayah perkotaan dengan cara memodelkan konsentrasi polutan dengan variabel prediktornya berdasarkan prinsip regresi linier. Berbagai studi terdahulu mengenai model LUR yang telah dipublikasikan pada tahun 2016 – 2023 dikaji untuk mengetahui variabel prediktor penting yang menentukan konsentrasi partikulat, kemampuan model LUR, serta faktor-faktor yang mempengaruhi kemampuan model LUR dalam memprediksi distribusi spasial-temporal dari konsentrasi PM_{10} dan $\text{PM}_{2,5}$. Database yang digunakan berasal dari beberapa studi terdahulu yang relevan dengan tujuan studi ini. Data diperoleh melalui kajian literatur pada sumber data elektronik, yaitu *Google Scholar*. Model LUR mampu menjelaskan variasi spasial-temporal dari konsentrasi $\text{PM}_{2,5}$ sebesar 26%-84% dan PM_{10} sebesar 45%-70%. Model LUR menunjukkan faktor yang berkontribusi terhadap $\text{PM}_{2,5}$ adalah lalu lintas (volume lalu lintas, jarak ke jalan besar, panjang semua tipe jalan, dan intensitas lalu lintas), kepadatan penduduk, penggunaan lahan (industri, residensial, ruang terbuka hijau, dan area komersil), geografi, serta meteorologi, sedangkan PM_{10} sangat dipengaruhi oleh kegiatan transportasi. Faktor yang mempengaruhi kemampuan model LUR untuk memprediksi PM adalah jumlah titik pantau PM_{10} dan $\text{PM}_{2,5}$ yang menjadi input data dalam pemodelan LUR. Kemampuan prediksi model LUR untuk PM_{10} dan $\text{PM}_{2,5}$ akan meningkat ketika jumlah titik pemantauan 40-80 titik. Pemodelan LUR mampu menggambarkan distribusi spasial-temporal materi partikulat dan memprediksi konsentrasi PM_{10} dan $\text{PM}_{2,5}$ di area yang tidak dilakukan pemantauan.

Kata kunci: *Land use regression models, materi partikulat, distribusi spasial-temporal, variabel prediktor.*

ABSTRACT

Application of Land Use Regression Models to Predict the Spatiotemporal Distribution of Particulate Matter. Ambient air pollution in urban areas is one of the most important environmental and health issues. Air pollutants, particularly particulate matter (PM) is capable of affecting human health even at low concentrations. Land use regression (LUR) models have been widely used to describe the spatial and temporal distribution of particulates with diameter $<2.5\mu\text{m}$ ($\text{PM}_{2,5}$) and $<10\mu\text{m}$ (PM_{10}), along with their various predictor variables. This study is a review of several previous researches that use LUR models to predict LUR models used to predict the spatial and temporal distribution of PM_{10} and $\text{PM}_{2,5}$

in urban areas. Various previous studies on the LUR model that have been published in 2016 – 2023 were reviewed to determine important predictor variables that contribute to particulate concentrations, the predictive performance of LUR models, and factors affecting the models' performance to predict the spatial-temporal distribution of PM_{10} and $PM_{2.5}$ concentrations. The database used in this study is derived from several relevant previous studies. The data were obtained through a literature review on electronic data sources, specifically Google Scholar. LUR models are able to explain spatial-temporal variations of 26-84% for $PM_{2.5}$ and 45-70% for PM_{10} concentrations. The LUR model shows that contributing factors to $PM_{2.5}$ are traffic (traffic volume, distance to major roads, length of all types of roads, and traffic intensity), population density, land use (industrial, residential, open green space, and commercial areas), geography, and meteorology, while PM_{10} is likely to be influenced by transportation activities. The factor affecting the LUR model's ability to predict PM is the number of PM_{10} and $PM_{2.5}$ monitoring points as the input data in LUR modeling. The predictive capability of LUR models for PM_{10} and $PM_{2.5}$ will increase when the number of monitoring locations is 40-80 location. LUR modeling has been able to describe the spatial-temporal distribution of particulate matter and predict PM_{10} and $PM_{2.5}$ concentrations in areas where air monitoring was not available.

Keywords: *Land use regression models, particulate matter, spatial-temporal distribution, , predictor variables.*

1. Pendahuluan

Polusi udara ambien merupakan masalah kesehatan yang cukup serius yang berdampak pada sejumlah kota besar, dimana lebih dari 80% populasinya terpengaruh oleh kualitas udara yang buruk dan melebihi standar baku mutu kualitas udara yang ditetapkan oleh *World Health Organization* (WHO) (Hinojosa-Baliño dkk, 2019). Pertumbuhan aktivitas sosial ekonomi yang tinggi, mobilitas transportasi, perkembangan industri, serta urbanisasi di wilayah perkotaan dan pinggiran kota menjadi kontributor terhadap polusi udara di wilayah perkotaan (Kusuma dkk, 2019).

Polusi udara ambien, termasuk materi partikulat dengan diameter 2,5 mikron ($PM_{2.5}$) dan 10 mikron (PM_{10}) memiliki dampak negatif pada kesehatan manusia yang signifikan. Materi partikulat terdiri dari campuran heterogen dan partikel tersuspensi (Jin dkk, 2019), sehingga paparan partikulat tersebut dapat meningkatkan risiko penyakit kardiovaskular, pernapasan (Mo dkk, 2021), dan kematian pada konsentrasi yang rendah (Dirgawati dkk, 2019). Pemahaman mengenai variasi dan distribusi spasial dan temporal konsentrasi polutan penting untuk

mengetahui tingkat paparan materi partikulat pada skala lokal bahkan individu (Zhang dkk, 2021), (Hoek dkk, 2008).

Pemodelan *Land Use Regression* (LUR) merupakan salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk menggambarkan penyebaran konsentrasi polutan baik secara spasial atau temporal (Wang & Qian, 2019), memprediksi paparan pencemar udara jangka panjang (Jones dkk, 2020), serta mengidentifikasi hubungan spasial antara emisi lokal dan konsentrasi polutan di lingkungan perkotaan (Michanowicz dkk, 2016) terutama untuk polutan gas seperti NO_2 , NO_x , dan partikel halus ($PM_{2.5}$ dan PM_{10}) (Johnson dkk, 2010).

Tujuan studi ini adalah mengkaji berbagai penelitian terdahulu yang telah menerapkan model LUR untuk mengetahui (1) prinsip dan komponen utama pemodelan LUR, (2) kemampuan model LUR untuk menggambarkan distribusi spasial dan temporal dari konsentrasi polutan, (3) kemampuan model LUR untuk memprediksi konsentrasi polutan udara di berbagai area/ lokasi yang tidak terdapat pemantauan kualitas udara, dan (4) keterbatasan dan perkembangan terbaru dari model LUR.

2. Metodologi

Berbagai studi terdahulu mengenai penggunaan model LUR diidentifikasi dari *database* jurnal ilmiah nasional dan internasional yaitu google scholar dan melakukan screening dengan menggunakan *software publish or perish*. Kata kunci yang digunakan dalam studi ini yaitu “polusi udara, *particulate matter*, distribusi spasial, distribusi temporal, dan *land use regression models (LUR)*” yang telah dipublikasikan tahun 2016 - 2023 dari berbagai sumber jurnal internasional. Hasil pencarian menunjukkan terdapat >100 artikel penelitian studi. Berdasarkan proses screening sebanyak 46 artikel memiliki judul yang relevan untuk kemudian diseleksi pada tahap peninjauan artikel. Pada tahap, seluruh artikel terseleksi dibaca secara menyeluruh sehingga diperoleh 32 artikel yang memenuhi kriteria kelayakan dan kelengkapan studi. Pada tahap terakhir terpilih 13 dari total 32 artikel karena memenuhi kriteria: dipublikasikan pada tahun 2016-2023, menggunakan pemodelan LUR untuk memprediksi konsentrasi PM, mengaplikasikan model LUR untuk memperkirakan distribusi spasial dan temporal polutan, membahas faktor-faktor yang mempengaruhi kemampuan model LUR untuk memprediksi konsentrasi PM di suatu wilayah studi. Hasil pengkajian studi terdahulu ini kemudian disusun dan dibahas berdasarkan tujuan studi ini, dengan sistematika pembahasan: (1) prinsip kerja model LUR, (2) data pemantauan PM sebagai input data pemodelan LUR, (3) variabel prediktor sebagai input data pemodelan LUR, (4) kemampuan model LUR untuk prediksi spasial dan temporal, termasuk kelebihan dan keterbatasan model serta potensi penggunaannya untuk memprediksi PM di wilayah perkotaan di Indonesia.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Prinsip Kerja Model LUR

Prinsip pemodelan LUR adalah konsentrasi polutan yang terukur di suatu

titik pemantauan memiliki hubungan linier dengan variabel prediktor yang mempengaruhi konsentrasi polutan tersebut di udara ambien (Zheng dkk, 2022). Model LUR menggunakan regresi linier sebagai dasar pemodelannya untuk memprediksi konsentrasi polutan udara di lokasi yang tidak terukur (Jones dkk, 2020, (Saucy dkk, 2018)), dengan persamaan berikut (Kusuma dkk, 2019).

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n, \dots (1)$$

dimana :

Y = variabel dependen (konsentrasi polutan di atmosfer)

β_1 = koefisien regresi;

X = variabel independen (variabel prediktor) yang dimasukkan ke dalam pemodelan

3.2. Data pemantauan PM

Beberapa pendekatan telah digunakan oleh berbagai studi terdahulu untuk memperoleh data konsentrasi PM sebagai input untuk model LUR. Di antaranya adalah dari hasil pengukuran rutin dari jaringan stasiun pantau kualitas udara milik Dinas Lingkungan Hidup (DLH) di masing – masing wilayah studi, secara khusus melakukan pengukuran konsentrasi PM sesuai dengan kebutuhan studinya, atau menggunakan data hasil pemodelan dispersi pencemaran udara. Ringkasan berbagai pendekatan untuk memperoleh data konsentrasi PM dan jumlah titik pengukuran yang digunakan sebagai input model LUR dapat dilihat pada Tabel 1.

Pengukuran rutin dari jaringan stasiun pantau yang dimiliki oleh DLH di masing-masing wilayah studi ini ini biasanya dilakukan hanya untuk mengukur parameter kriteria seperti PM_{10} , $PM_{2.5}$, NO_2 , SO_2 , CO , O_3 , dan HC. Konsentrasi dari parameter tersebut diukur secara berkelanjutan dengan periode waktu yang panjang, oleh karena itu data konsentrasi yang diperoleh dari stasiun pantau memiliki kualitas data temporal yang baik. Namun demikian, data yang

Tabel 1. Jumlah lokasi pemantauan PM

Lokasi Studi	Polutan	Jumlah titik	Referensi
Distribusi Spasial			
Eropa bagian barat	PM _{2,5} dan NO ₂	20 lokasi (PM _{2,5}), 40 lokasi (NO ₂)	(de Hoogh dkk, 2016)
Roma, Italia	<i>Ultra-fine PM</i>	28 lokasi	(Cattani dkk, 2017)
Razavi Khorasan, Iran	PM ₁ dan PM _{2,5} , PM ₁₀	26 lokasi	(Miri dkk, 2019)
Jiangsu, Cina	PM _{2,5}	95 lokasi	(Wang & Qian, 2019)
Xi'an, Cina	PM _{2,5} dan PM ₁₀	181 lokasi	(Han dkk, 2020)
California	UFP, PM _{2,5} dan BC	215 lokasi	(Jones dkk, 2020)
Liaoning, Cina	PM _{2,5}	7 lokasi	(Shi dkk, 2020)
Dhanbad, India	PM ₁₀	12 lokasi	(Srivastava, 2023)
Distribusi Temporal			
Western Cape, Afrika Selatan	PM _{2,5} dan NO ₂	95 lokasi	(Saucy dkk, 2018)
DKI Jakarta, Indonesia dan Kota Taipei, Taiwan	PM _{2,5}	17 stasiun pemantauan di Taiwan dan 14 stasiun pemantauan di Jakarta	(Kusuma dkk, 2019)
Bangkok, Thailand	PM _{2,5}	23 lokasi	(Chalermpong dkk, 2021)
Chongqing, China	PM _{2,5} dan NO ₂	17 lokasi	(Harper dkk, 2021)
Zhejiang, China	PM _{2,5}	49 lokasi	(Zheng dkk, 2022)

diperoleh dari stasiun pemantauan rutin juga memiliki kekurangan. Jumlah lokasi stasiun pemantauan cenderung terbatas sehingga tidak selalu dapat menggambarkan variasi konsentrasi PM secara spasial di suatu wilayah (Han dkk, 2020; Harper dkk, 2021; Kusuma dkk, 2019; Shi dkk, 2020; Wang & Qian, 2019; Zheng dkk, 2022).

Studi terdahulu secara khusus melakukan pengukuran konsentrasi PM untuk menyediakan data PM untuk input model LUR. Melalui pendekatan ini, para peneliti sepenuhnya menentukan jumlah dan jenis lokasi pemantauan. Konsentrasi PM dapat diukur dalam periode waktu yang berbeda tergantung pada tujuan studi. Namun, periode waktu yang paling umum untuk mengukur konsentrasi PM adalah 24 jam, 7 hari, dan 14 hari (App dkk, 2015; U.S. EPA, 2017), berbeda dengan pemantauan rutin yang dilakukan secara terus menerus. Metode lainnya adalah menggunakan konsentrasi PM dari hasil prediksi model dispersi kualitas udara. de Hoogh dkk (2016) pada penelitiannya di Eropa bagian barat menggunakan data satelit dan *chemical*

transport model (CTM) untuk memperoleh input data konsentrasi PM untuk model LUR. Jumlah titik pantau juga mempengaruhi kualitas konsentrasi PM yang menjadi input data pemodelan LUR. Berdasarkan studi terdahulu yang dikaji, jumlah titik pemantauan PM sekurang-kurangnya 40-80 titik lokasi untuk menghasilkan keakuratan hasil pemodelan LUR (Hoek dkk, 2008).

3.3. Variabel prediktor

Data lain yang menjadi input model LUR adalah variabel yang menjadi prediktor konsentrasi PM. Ringkasan variabel prediktor yang digunakan dalam berbagai studi pemodelan LUR terdapat pada Tabel 2. Berdasarkan penelitian variabel prediktor yang sering digunakan dalam pemodelan LUR adalah (1) variabel lalu lintas seperti intensitas lalu lintas, jarak ke jalan utama, panjang semua tipe jalan, jarak ke sumber emisi terdekat, jarak terdekat ke persimpangan, (2) kepadatan penduduk, (3) tata guna lahan seperti industri, pertambangan, perumahan, perairan, dan hutan, (4) topografi misalnya ketinggian

Tabel 2. Variabel prediktor PM

Lokasi Studi	Polutan	Variabel Prediktor	Referensi
Distribusi spasial			
Eropa bagian barat	PM _{2,5} dan NO ₂	Kepadatan penduduk, sumber polusi udara domestik, industri, pelabuhan, ruang terbuka hijau, lalu, lalu lintas, tutupan lahan	De Hoogh dkk, (2016)
Roma, Italia	<i>Ultrafine Particulates</i>	Intensitas lalu lintas, jarak ke jalan utama, tata guna lahan (ruang terbuka hijau, kepadatan penduduk), dan 6 kelas tutupan lahan (lahan pemukiman dengan kepadatan tinggi, lahan pemukiman dengan kepadatan rendah, industri, ruang terbuka hijau, seminatural dan perhutanan).	Cattani dkk, (2017)
Razavi Khorasan, Iran	PM ₁ dan PM _{2,5} , PM ₁₀	Tata guna lahan, populasi, geografis, dan jalan.	Miri dkk, (2019)
Jiangsu, Cina	PM _{2,5}	Tata guna lahan (industri, pertambangan, perumahan, perairan, hutan), kepadatan penduduk, sumber emisi lokal, dan jalan lalu lintas (jarak ke jalan terdekat, dan panjang jalan dari jalan utama).	Wang dan Qian, (2019)
Xi'an, Cina	PM _{2,5} dan PM ₁₀	Tata guna lahan (ruang terbuka hijau, industri dan lahan pertambangan), informasi lalu lintas (jalan utama, tempat parkir, dan halte bus), populasi, sumber emisi (jarak terdekat ke industri yang menghasilkan polutan dan jarak ke jalan raya terdekat), informasi geospasial (elevasi dan jarak ke badan air terdekat).	Han dkk, (2020)
California	UFP, PM _{2,5} dan BC	Lalu lintas (jalan raya utama, jalan sekunder dan jarak jalan raya ke sumber-sumber utama emisi), sumber emisi lokal (SPBU).	Jones dkk,(2020)
Liaoning, Cina	PM _{2,5}	Tata guna lahan (lahan pertanian, hutan, dan badan air), informasi lalu lintas (panjang jalan kecil, panjang jalan utama, panjang jalan raya, jarak ke jalan yang terdekat, dan jarak terdekat ke persimpangan utama), populasi, jarak ke sumber emisi polutan, dan informasi geografi (elevasi dan jarak ke garis pantai)	Shi dkk, (2020)
Dhanbad, India	PM ₁₀	Jalan (total panjang semua tipe jalan), kepadatan penduduk, elevasi (topografi area), permukaan tanah, dan temperatur	S r i v a s t a v a dan Elumalai, (2023)
Distribusi Temporal			
Western Cape, Afrika Selatan	PM _{2,5} dan NO ₂	Variabel lalu lintas, tata guna lahan (area perumahan, area komersial, industri, ruang terbuka vegetasi, badan air, dan area publik), populasi, informasi geografis, faktor meteorologi (kecepatan angin, radiasi matahari, temperatur dan musim).	Saucy dkk, (2018)
DKI Jakarta, Indonesia dan Kota Taipei, Taiwan	PM _{2,5}	Kelembaban, temperatur, NDVI (<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>), dan kawasan perumahan.	Kusuma dkk, (2019)
Bangkok, Thailand	PM _{2,5}	Meteorologi (arah mata angin, temperatur, kelembaban), tata guna lahan, faktor yang berhubungan dengan lalu lintas, pembakaran biomassa terbuka.	Chalermpong dkk, (2021)
Chongqing, China	PM _{2,5} dan NO ₂	Jaringan jalan, tata guna lahan, topografi, vegetasi, kepadatan penduduk, lalu lintas, dan meteorologi (kelembaban relatif, kecepatan dan arah angin, temperatur, dan jumlah curah hujan 24 atau 48 jam).	Harper dkk, (2021)
Zhejiang, China	PM _{2,5}	Tata guna lahan, faktor meteorologi, populasi, dan komponen geografi dari sumber emisi.	Zheng, dkk (2022)

dari permukaan laut, dan faktor meteorologi yaitu arah mata angin, kecepatan angin, temperatur, kelembapan relatif.

3.4. Kemampuan model LUR untuk prediksi spasial dan temporal

Tabel 3 merupakan ringkasan dari beberapa studi pemodelan LUR yang menunjukkan kemampuan model LUR untuk memprediksi konsentrasi $PM_{2.5}$ dan PM_{10} secara spasial dan temporal. Kemampuan model LUR ini dinyatakan berdasarkan koefisien regresi (R^2) dan hasil validasi yang umumnya dinyatakan sebagai *Root Mean Square Error* (RMSE) (Dong dkk, 2021; V. Isakov, M, 2009). Semakin tinggi nilai R^2 menunjukkan bahwa model LUR semakin mampu menjelaskan variasi konsentrasi PM dengan baik (Han dkk, 2020; Harper dkk, 2021; Kusuma dkk, 2019; Zheng dkk, 2022). Berdasarkan studi terdahulu yang dikaji, model LUR mampu menjelaskan

variasi spasial dan temporal dari konsentrasi $PM_{2.5}$ sebesar 26%-84% dan PM_{10} sebesar 47%-75%. Perbedaan kemampuan model LUR untuk memprediksi variasi konsentrasi $PM_{2.5}$ dan PM_{10} baik secara spasial dan temporal dipengaruhi oleh kualitas input data yaitu kualitas dan jenis data variabel prediktor yang digunakan, dan kualitas data konsentrasi PM yang dipengaruhi oleh jumlah lokasi pemantauan dan periode pengukuran PM, pendekatan pemodelan, serta kompleksitas kota seperti perbedaan dalam topografi dan sumber pencemar udara masing-masing wilayah perkotaan (Hoek dkk, 2008).

Studi terdahulu menunjukkan model LUR memiliki beberapa keterbatasan dalam pemodelannya. Pertama, model LUR terbata dalam memisahkan dampak dari beberapa jenis polutan, terutama ketika beberapa polutan berkontribusi pada konsentrasi polusi udara di suatu area (Hoek dkk,

Tabel 3. Kinerja Model LUR $PM_{2.5}$

Lokasi Studi	Variabel Prediktor	R^2 of Model	R^2 Validation	RMSE of model (validation)	Referensi
$PM_{2.5}$					
Eropa bagian barat	Jalan 0,7km + <i>urban green</i> 1,8km + perumahan, jalan utama 0,1km + koordinat Y	0,39	0,32	0,2	(de Hoogh dkk, 2016)
Roma, Italia	Jalan utama terdekat + <i>urban green</i> 500m	0,75	0,71	0,6	(Cattani dkk, 2017)
Western Cape, Afrika Selatan	Panjang rel kereta 1000m + pembakaran terbuka 500m + rute bus 300m + pembakaran sampah terbuka + lokasi konstruksi 100 m	0,36	0,26	3,3	(Saucy dkk, 2018)
Jakarta, Indonesia	NDVI 1500m + Kelembaban relatif + temperatur + area perumahan 4250m	0,56	0,52	8,19	(Kusuma dkk, 2019)
Taipei, Taiwan	Curah hujan + jalan utama 250m + rel kereta 4000m + + bandara 5000m + jarak ke bandara terdekat + NDVI 400m	0,84	0,84	2,57	
Sabzevar, Iran	Jarak ke jalan utama + industri + transportasi + jarak ke daerah komersil	0,71	0,68	3,33	(Miri dkk, 2019)

Tabel 3. Lanjutan

Lokasi Studi	Variabel Prediktor	R^2 of Model	R^2 Validation	RMSE of model (validation)	Referensi
Xi'an, Cina	Lahan hijau 4000m + perusahaan yang mencemari udara 5000m	0,72	0,71	8,35	(Han dkk, 2020)
Liaoning, Cina	Luas rata-rata lantai bangunan 3000m ² + rasio cakupan bangunan 100m + badan air 3000m + tinggi bangunan rata-rata 50m	0,61	0,47	7,68	(Shi dkk, 2020)
Jiangsu, Cina	Populasi + wilayah perairan 500m	0,52		3,52	(Wang & Qian, 2019)
California	Intensitas lalu lintas 5km + kepadatan unit perumahan 5000m + panjang jalan 5000m + hutan 5000m	0,47	0,44	0,24	(Jones dkk, 2020)
Bangkok, Thailand	Musim panas + musim dingin + kecepatan angin + kelembaban + panjang jalan 100m + temperatur	0,46	0,42	11,24	(Chalermpong dkk, 2021)
Chongqing, Cina	Rural area 5000m + NDVI 5000m + curah hujan dalam waktu 48 jam	0,72	0,75	17,5	Harper dkk (2021)
Zhejiang, Cina	Area permukaan dalam radius 10km dari zona penyangga + luas kawasan hutan dalam radius 10km + kecepatan angin rata-rata tahunan	0,64	0,65	2,46	Zheng dkk, (2022)
PM₁₀					
Sabzevar, Iran	Jarak ke terminal bus + jarak ke fasilitas perkotaan + Industri	0,75	0,70	8,99	(Miri dkk, 2019)
Dhanbad, India	Tahunan = panjang jalan 300m + pemukiman 100m + penambangan batu bara 1000m + kepadatan penduduk high_100m + elevasi high_100m	0,49	0,47	30,6	(Srivastava, 2023)

2008). Kedua, kemampuan model LUR sangat bergantung pada ketersediaan dan kualitas data lokal untuk variabel prediktor (Ryan dan Lemasters, 2007). Beberapa studi melaporkan kemampuan model LUR (ditandai dengan R²) menurun ketika data untuk variabel prediktor dari PM sangat terbatas atau bahkan tidak tersedia (de Hoogh dkk, 2016). Ketiga, variasi konsentrasi PM yang sangat dipengaruhi

oleh lokasi dan jumlah stasiun pemantauan di wilayah studi (Zou dkk, 2015). Studi yang menggunakan konsentrasi PM dari >20 titik pantau cenderung menghasilkan model LUR dengan kemampuan prediksi yang lebih baik (dibandingkan mampu model LUR yang dibangun menggunakan data PM dari <20 titik pantau (Kusuma dkk., 2019). Keempat, model LUR memiliki keterbatasan dalam cakupan area dan periode waktu terutama

jika data pemantauan yang digunakan terbatas pada wilayah atau waktu tertentu (Habermann dkk, 2015).

Berdasarkan hasil kajian studi terdahulu tersebut di atas, model LUR sangat potensial untuk diimplementasikan di wilayah perkotaan Indonesia untuk memprediksi distribusi konsentrasi PM secara spasial maupun temporal. Namun, hal penting yang perlu diperhatikan adalah karakteristik masing-masing wilayah perkotaan di Indonesia yang mungkin memiliki sumber pencemaran PM yang berbeda. Selain itu, jumlah titik pantau konsentrasi PM akan mempengaruhi kemampuan model LUR. Diperlukan sekurang-kurangnya 20 titik pantau PM yang menjadi input data pemodelan LUR untuk meningkatkan akurasi hasil pemodelan LUR

4. Simpulan

Metode *Land Use Regression* (LUR) umumnya telah berhasil digunakan untuk memprediksi konsentrasi untuk $PM_{2,5}$ dan PM_{10} di berbagai wilayah perkotaan. Model LUR cukup sederhana untuk digunakan, tetapi memerlukan jumlah lokasi pemantauan yang cukup banyak untuk memberikan hasil prediksi yang akurat (> 20 lokasi). Untuk itu, aspek penting yang harus diperhatikan untuk meningkatkan akurasi model LUR dalam pemodelan kualitas udara pentingnya adalah melakukan pemilihan lokasi pemantauan yang sistematis, menggunakan data geografis yang tepat, dan penentuan strategi untuk pemodelan LUR.

5. Ucapan Terima Kasih

Ucapan terimakasih disampaikan kepada seluruh pihak yang terlibat dalam penulisan artikel ini, khususnya kepada pembimbing atas bimbingan dan saran serta masukannya dalam penulisan artikel ini.

6. Kepenghargaan

Seluruh penulis berkontribusi dalam melakukan penyusunan karya ilmiah menjadi satu kesatuan tak terpisahkan. Penulis pertama melakukan penyusunan naskah, pengolahan data, verifikasi hasil studi dan studi pustaka. Penulis kedua melakukan penyusunan naskah, pengolahan data, dan studi pustaka, penulis ketiga dan keempat memberikan saran dan perbaikan pada naskah karya ilmiah ini.

Daftar Pustaka

- Cattani, G., Gaeta, A., Di Menno di Bucchianico, A., De Santis, A., Gaddi, R., Cusano, M., Ancona, C., Badaloni, C., Forastiere, F., Gariazzo, C., Sozzi, R., Inglessis, M., Silibello, C., Salvatori, E., Manes, F., & Cesaroni, G. (2017). Development of land-use regression models for exposure assessment to ultrafine particles in Rome, Italy. *Atmospheric Environment*, *156*, 52–60. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2017.02.028>.
- Chalermpong, S., Thaitatkul, P., Anuchitchanchai, O., & Sanghatawatana, P. (2021). Land use regression modeling for fine particulate matters in Bangkok, Thailand, using time-variant predictors: Effects of seasonal factors, open biomass burning, and traffic-related factors. *Atmospheric Environment*, *246*, 118128. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2020.118128>.
- de Hoogh, K., Gulliver, J., Donkelaar, A. van, Martin, R. V., Marshall, J. D., Bechle, M. J., Cesaroni, G., Pradas, M. C., Dedele, A., Eeftens, M., Forsberg, B., Galassi, C., Heinrich, J., Hoffmann, B., Jacquemin, B., Katsouyanni, K., Korek, M., Künzli, N., Lindley, S. J., ... Hoek, G. (2016). Development of West-European PM_{2.5} and NO₂ land use regression models incorporating satellite-derived and chemical transport modelling data. *Environmental Research*, *151*(2), 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2016.07.005>.

- Dirgawati, M., Hinwood, A., Nedkoff, L., Hankey, G. J., Yeap, B. B., Flicker, L., Nieuwenhuijsen, M., Brunekreef, B., & Heyworth, J. (2019). Long-term exposure to low air pollutant concentrations and the relationship with all-cause mortality and stroke in older men. *Epidemiology, 30*(July), S82–S89. <https://doi.org/10.1097/EDE.0000000000001034>.
- Dong, J., Ma, R., Cai, P., Liu, P., Yue, H., Zhang, X., Xu, Q., Li, R., & Song, X. (2021). Effect of sample number and location on accuracy of land use regression model in NO₂ prediction. *Atmospheric Environment, 246*(August), 118057. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2020.118057>.
- Habermann, M., Billger, M., & Haeger-Eugensson, M. (2015). Land use regression as method to model air pollution. Previous results for Gothenburg/Sweden. *Procedia Engineering, 115*(0), 21–28. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2015.07.350>.
- Han, L., Zhao, J., Gao, Y., Gu, Z., Xin, K., & Zhang, J. (2020). Spatial distribution characteristics of PM_{2.5} and PM₁₀ in Xi'an City predicted by land use regression models. *Sustainable Cities and Society, 61*(June), 102329. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102329>.
- Harper, A., Baker, P. N., Xia, Y., Kuang, T., Zhang, H., Chen, Y., Han, T. L., & Gulliver, J. (2021). Development of spatiotemporal land use regression models for PM_{2.5} and NO₂ in Chongqing, China, and exposure assessment for the CLIMB study. *Atmospheric Pollution Research, 12*(7), 101096. <https://doi.org/10.1016/j.apr.2021.101096>.
- Hinojosa-Baliño, I., Infante-Vázquez, O., & Vallejo, M. (2019). Distribution of PM_{2.5} air pollution in Mexico City: Spatial analysis with land-use regression model. *Applied Sciences (Switzerland), 9*(14), 1–16. <https://doi.org/10.3390/app9142936>.
- Hoek, G., Beelen, R., de Hoogh, K., Vienneau, D., Gulliver, J., Fischer, P., & Briggs, D. (2008). A review of land-use regression models to assess spatial variation of outdoor air pollution. *Atmospheric Environment, 42*(33), 7561–7578. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2008.05.057>.
- Isakov, V., Johnson, M., Touma, J., & Özkaynak, H. (2012). Development and evaluation of land-use regression models using modeled air quality concentrations. *Air Pollution Modeling and its Application XXI*, 717–722.
- Jin, L., Berman, J. D., Warren, J. L., Levy, J. I., Thurston, G., Zhang, Y., Xu, X., Wang, S., Zhang, Y., & Bell, M. L. (2019). A land use regression model of nitrogen dioxide and fine particulate matter in a complex urban core in Lanzhou, China. *Environmental Research, 177*(July), 108597. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2019.108597>.
- Johnson, M., Isakov, V., Touma, J. S., Mukerjee, S., & Özkaynak, H. (2010). Evaluation of land-use regression models used to predict air quality concentrations in an urban area. *Atmospheric Environment, 44*(30), 3660–3668. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2010.06.041>.
- Jones, R. R., Hoek, G., Fisher, J. A., Hasheminassab, S., Wang, D., Ward, M. H., Sioutas, C., Vermeulen, R., & Silverman, D. T. (2020). Land use regression models for ultrafine particles, fine particles, and black carbon in Southern California. *Science of the Total Environment, 699*, 134234. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134234>.
- Kusuma, W. L., Chih-Da, W., Yu-Ting, Z., Hapsari, H. H., & Muhamad, J. L. (2019). Pm_{2.5} pollutant in asia—a comparison of metropolis cities in indonesia and taiwan. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 16*(24), 1–12. <https://doi.org/10.3390/ijerph16244924>.
- Michanowicz, D. R., Shmool, J. L. C., Tunno, B. J., Tripathy, S., Gillooly, S., Kinnee, E., & Clougherty, J. E. (2016). A hybrid land use regression/AERMOD model for predicting intra-urban variation in PM_{2.5}. *Atmospheric Environment, 131*, 307–315. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2016.01.045>.
- Miri, M., Ghassoun, Y., Dovlatabadi, A., Ebrahimnejad, A., & Löwner, M. O. (2019). Estimate annual and seasonal PM₁, PM_{2.5} and PM₁₀ concentrations using land use regression model. *Ecotoxicology*

- and *Environmental Safety*, 174(December 2018), 137–145. <https://doi.org/10.1016/j.ecoenv.2019.02.070>.
- Mo, Y., Booker, D., Zhao, S., Tang, J., Jiang, H., Shen, J., Chen, D., Li, J., Jones, K. C., & Zhang, G. (2021). The application of land use regression model to investigate spatiotemporal variations of PM_{2.5} in Guangzhou, China: Implications for the public health benefits of PM_{2.5} reduction. *Science of the Total Environment*, 778, 146305. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.146305>.
- Ryan, P. H., & Lemasters, G. K. (2007). A review of land-use regression models for characterizing intraurban air pollution exposure. *Inhalation Toxicology*, 19(SUPPL. 1), 127–133. <https://doi.org/10.1080/08958370701495998>.
- Saucy, A., Rösli, M., Künzli, N., Tsai, M. Y., Sieber, C., Olaniyan, T., Baatjies, R., Jeebhay, M., Davey, M., Flückiger, B., Naidoo, R. N., Dalvie, M. A., Badpa, M., & de Hoogh, K. (2018). Land use regression modelling of outdoor NO₂ and PM_{2.5} concentrations in three low income areas in the western cape province, South Africa. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 15(7). <https://doi.org/10.3390/ijerph15071452>.
- Shi, T., Hu, Y., Liu, M., Li, C., Zhang, C., & Liu, C. (2020). Land use regression modelling of PM_{2.5} spatial variations in different seasons in urban areas. *Science of the Total Environment*, 743, 140744. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140744>.
- Srivastava, A. (2023). *Spatial distribution for assessing exposure of particulate matter (PM 10) in a densely populated coalfield using land use regression model*. 1–28.
- U.S. EPA. (2017). *Particulate Matter Concentrations*. 12. <https://cfpub.epa.gov/roe/indicator.cfm?i=9>
- V. Isakov, M. Johnson, T. Touma., H. O. (2009). *Development and Evaluation of Land Use Regression Models Using Modeled Air Quality Concentrations*.
- Wang, X., & Qian, Y. (2019). Spatial modeling of PM_{2.5} concentrations using an optimized land use regression method in Jiangsu, China. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 227(5). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/227/5/052045>.
- Zhang, L., Tian, X., Zhao, Y., Liu, L., Li, Z., Tao, L., Wang, X., Guo, X., & Luo, Y. (2021). Application of nonlinear land use regression models for ambient air pollutants and air quality index. *Atmospheric Pollution Research*, 12(10), 101186. <https://doi.org/10.1016/j.apr.2021.101186>.
- Zheng, S., Zhang, C., & Wu, X. (2022). *Estimating PM2.5 Concentrations Using an Improved Land Use*.
- Zou, B., Luo, Y., Wan, N., Zheng, Z., Sternberg, T., & Liao, Y. (2015). Performance comparison of LUR and OK in PM 2.5 concentration mapping: A multidimensional perspective. *Scientific Reports*, 5, 1–7. <https://doi.org/10.1038/srep08698>.