



## ANALISIS SPASIAL *URBAN HEAT ISLAND* BERDASARKAN METRIK INDEKS STRES TERMAL (IST) DI KELURAHAN PULOGEBANG

### SPATIAL ANALYSIS OF URBAN HEAT ISLAND BASED ON THE INDEKS STRES TERMAL (IST) METRIC IN PULOGEBANG

Fadli Ramadhani<sup>1</sup>, Adila Rahma Fauziyah<sup>2\*</sup>, Esmar Budi<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Prodi Perencanaan Wilayah dan Kota, Universitas Negeri Terbuka; Jakarta, Indonesia

<sup>2</sup>Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Jakarta; Jakarta, Indonesia

\*Korespondensi: adilarahma1503@gmail.com

#### Info Artikel:

- Artikel Masuk: 28/09/2025
- Artikel diterima: 30/03/2026
- Tersedia Online: 31/03/2026

#### ABSTRAK

Urbanisasi masif di Jakarta Timur memicu fenomena Urban Heat Island (UHI) yang mengancam kesehatan publik dan meningkatkan konsumsi energi. Metode konvensional berbasis Suhu Permukaan Darat (LST) rata-rata sering gagal mengidentifikasi zona kritis karena cenderung menyoroti anomali sesaat, bukan area dengan akumulasi panas yang signifikan secara statistik. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini memiliki tiga tujuan utama: (1) memperkenalkan metrik Indeks Stres Termal (IST) sebagai pendekatan berbasis z-score pada data LST grid 300×300 m dari citra Landsat 8; (2) mengevaluasi efektivitas metrik tersebut dalam mendeteksi zona kritis; dan (3) membandingkan hasilnya dengan metode klasifikasi LST konvensional serta teknik analisis hotspot spasial Getis-Ord  $G_i^*$ . Proses analisis meliputi ekstraksi LST dan Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), analisis zonal statistik, serta klasifikasi zona termal. Metrik IST dihitung melalui transformasi z-score untuk mengidentifikasi sel yang secara statistik menyimpang signifikan dari rata-rata suhu lokal. Hasil menunjukkan perbedaan substansial: metode klasifikasi LST rata-rata (kuartil) mengidentifikasi 24 sel (24,7%) sebagai 'Kritis', sedangkan IST jauh lebih presisi dengan hanya mendeteksi 5 sel (5,2%) sebagai anomali panas ekstrem. Analisis Getis-Ord  $G_i^*$  tidak menemukan hotspot signifikan pada skala mikro, yang mengonfirmasi keunggulan IST dalam mendeteksi zona stres termal yang terlewat oleh metode spasial konvensional. Temuan akhir menunjukkan adanya korelasi negatif kuat antara LST dan NDVI ( $r = -0,7572$ ;  $p < 0,01$ ), yang menegaskan bahwa metrik IST merupakan indikator yang paling adaptif dan akurat dalam merepresentasikan intensitas fenomena heat island di tingkat lokal.

**Kata Kunci:** Urban Heat Island, Indeks Stres Termal, LST, NDVI, Zona Kritis

#### ABSTRACT

Massive urbanization in East Jakarta has triggered the Urban Heat Island (UHI) phenomenon, threatening public health and increasing energy consumption. Conventional methods based on average Land Surface Temperature (LST) often fail to identify critical zones because they tend to highlight momentary anomalies rather than areas with statistically significant heat accumulation. To address this limitation, this study has three main objectives: (1) to introduce the Indeks Stres Termal (IST) metric as a z-score-based approach on 300×300 m gridded LST data from Landsat 8 imagery; (2) to evaluate the effectiveness of this metric in detecting critical zones; and (3) to compare the results with conventional LST classification methods and the Getis-Ord  $G_i^*$  spatial hotspot analysis technique. The analytical process includes the extraction of LST and the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), zonal statistical analysis, and thermal zone classification. The IST metric is calculated through z-score transformation to identify cells that statistically deviate significantly from the local average temperature. The results show a substantial difference: the average LST classification method (quartile-based) identified 24 cells (24.7%) as 'Critical', while IST is much more precise, detecting only 5 cells (5.2%) as extreme heat anomalies. The Getis-Ord  $G_i^*$  analysis found no significant hotspots at the micro-scale, confirming the superiority of IST in detecting thermal stress zones missed by conventional spatial methods. The final finding indicates a strong negative correlation between LST and NDVI ( $r = -0.7572$ ;  $p < 0.01$ ), asserting that the IST metric is the most adaptive and accurate indicator for representing the intensity of the heat island phenomenon at the local level.

**Keywords:** Urban Heat Island, Indeks Stres Termal, LST, NDVI, Critical Zones

## 1. PENDAHULUAN

Sebagai salah satu *megacity* dengan pertumbuhan terpesat di dunia, Jakarta menghadapi tekanan urbanisasi luar biasa yang mendorong transformasi tutupan lahan dari alami menjadi artifisial (Carolin & Kurniati, 2025), sebuah tren yang juga teramati di kawasan perkotaan secara umum (Mulyana et al., 2023). Konsekuensi langsung dari perubahan ini adalah fenomena *Urban Heat Island* (UHI), di mana suhu area perkotaan secara signifikan lebih tinggi dari wilayah sekitarnya (Mujahid & Irawan, 2025). Kondisi ini terutama dipicu oleh dominasi permukaan artifisial beralbedo rendah, yaitu material buatan manusia seperti aspal dan beton yang memiliki kemampuan memantulkan radiasi matahari yang sangat kecil. Akibatnya, sebagian besar energi matahari diserap dan disimpan sebagai panas oleh permukaan tersebut, yang dikombinasikan dengan berkurangnya vegetasi sebagai pendingin alami, memperparah akumulasi suhu di lingkungan perkotaan (Zhao et al., 2014). Pola UHI telah teridentifikasi di berbagai kota besar Indonesia, termasuk Semarang (Darlina et al., 2018), Yogyakarta (Putra et al., 2022), dan Depok (Irawati et al., 2023).

Untuk memitigasi dampak dari fenomena tersebut, berbagai literatur menekankan bahwa pemetaan spasial kondisi termal yang akurat merupakan langkah awal yang krusial. Studi terdahulu, seperti kajian yang dilakukan oleh (Pal & Ziaul, 2017) serta (Yin et al., 2020), secara spesifik telah berupaya memetakan sebaran UHI memanfaatkan teknologi penginderaan jauh, khususnya satelit Landsat dengan sensor *Thermal Infrared Sensor* (TIRS), untuk mengekstraksi Suhu Permukaan Darat (LST) dan memodelkan hubungannya dengan Indeks Vegetasi atau NDVI. Nilai NDVI umum digunakan untuk menilai efektivitas vegetasi dan memperkirakan emisivitas permukaan agar perhitungan LST menjadi lebih akurat (Lillesand et al., 2015). Akan tetapi, mayoritas penelitian terdahulu masih bertumpu pada pendekatan konvensional yang mengklasifikasikan LST berdasarkan nilai rata-rata per unit area. Pendekatan ini sering kali menutupi variasi spasial internal yang signifikan dan gagal membedakan antara area dengan akumulasi panas persisten dengan anomali suhu yang hanya bersifat sesaat.

Hingga saat ini, belum ada kajian spesifik yang mengevaluasi anomali termal pada skala mikro menggunakan metrik statistik spasial yang adaptif. Untuk mengatasi kesenjangan tersebut, penelitian ini memperkenalkan Indeks Stres Termal (IST), sebuah metrik berbasis transformasi *z-score* yang menstandarisasi nilai LST terhadap rata-rata dan deviasi standar lokal. IST merepresentasikan pergeseran paradigma dari pendekatan klasifikasi kuartil konvensional yang bersifat relatif dan sering kali kurang presisi. Meskipun metode statistik spasial lain seperti LISA dan *hotspot* Getis-Ord  $G_i^*$  (tanda asterisk menunjukkan bahwa perhitungan metrik ini turut memasukkan nilai observasi pada lokasi target itu sendiri, tidak hanya nilai dari area tetangganya) sering digunakan dalam studi termal, pada resolusi spasial skala mikro metode-metode tersebut sering kali kurang sensitif dalam menangkap heterogenitas panas lokal (Anselin, 1995; Fang et al., 2024; Getis & Ord, 1992; Meng et al., 2024). Oleh karena itu, IST menawarkan alternatif metrik diagnostik yang efisien, dapat direplikasi, dan kuat secara statistik.

Kontribusi utama penelitian ini terletak pada validasi IST sebagai metrik spasial yang presisi untuk mengungkap heterogenitas panas lokal yang sebelumnya tidak terdeteksi oleh metode spasial konvensional (Zhao et al., 2014; Wati & Fatkhuroyan, 2017). Sejalan dengan hal tersebut, penelitian ini memiliki tiga tujuan utama: (1) memperkenalkan metrik Indeks Stres Termal (IST) sebagai pendekatan berbasis *z-score* pada data LST; (2) menganalisis efektivitas metrik tersebut dalam mendeteksi zona kritis; dan (3) membandingkan hasilnya dengan metode klasifikasi LST konvensional serta teknik analisis *hotspot* spasial Getis-Ord  $G_i^*$ .

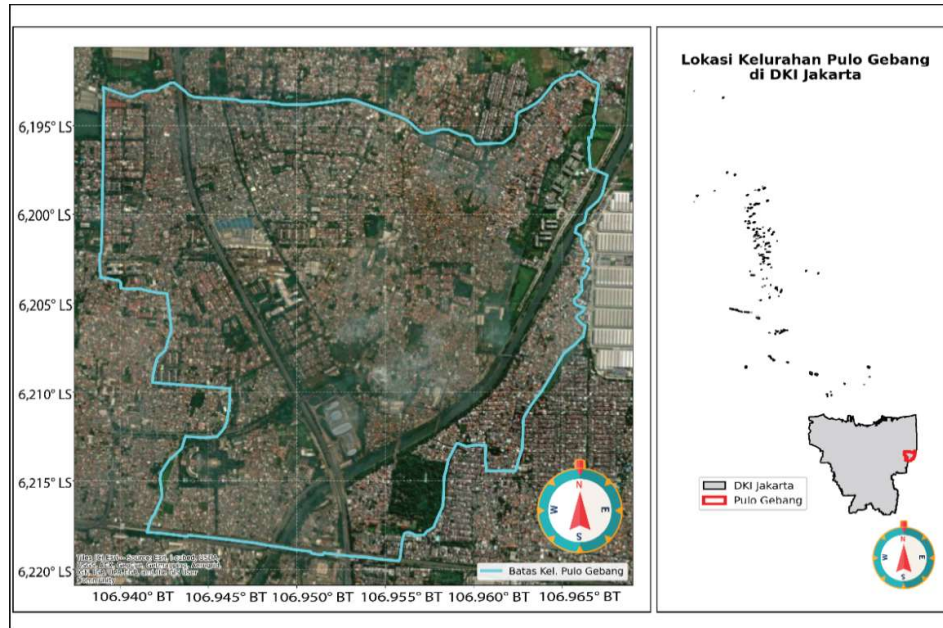
## 2. DATA DAN METODE

### 2.1. Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Kelurahan Pulogebang, Jakarta Timur, yang dipilih sebagai *testbed* atau lokasi studi utama karena merepresentasikan wilayah dengan transformasi tata ruang yang sangat dinamis. Berdasarkan RTRW DKI Jakarta 2030 (Perda 1/2012) dan RDTR (Pergub 31/2022), wilayah ini ditetapkan sebagai Sentra Primer Timur yang berfungsi sebagai pusat kegiatan campuran dan simpul transportasi nasional. Kebijakan strategis tersebut memicu Pembangunan infrastruktur masif (Rizal, 2017) yang

mengubah keseimbangan termal lingkungan melalui alih fungsi lahan dari area alami menjadi zona ekspansi pemukiman serta komersial.

Kondisi ini menciptakan heterogenitas tutupan lahan yang ekstrem antara infrastruktur kedap air (*impervious surface*) beralbedo rendah seperti Terminal Terpadu Pulo Gebang dan jaringan jalan tol dengan pemukiman padat serta sisa vegetasi. Karakteristik material yang dominan menyerap panas tersebut memicu akumulasi panas signifikan yang berkontribusi langsung pada peningkatan suhu permukaan lokal (Oke, 1982) dan berpotensi meningkatkan konsumsi energi secara drastis (Santamouris, 2020). Kontras material permukaan inilah yang menghasilkan gradien suhu bervariasi, sehingga Pulo Gebang menjadi lokasi yang sangat representatif untuk menguji sensitivitas metrik Indeks Stres Termal (IST) pada skala grid mikro.



Gambar 1. Peta lokasi penelitian di Kelurahan Pulo Gebang, Jakarta Timur

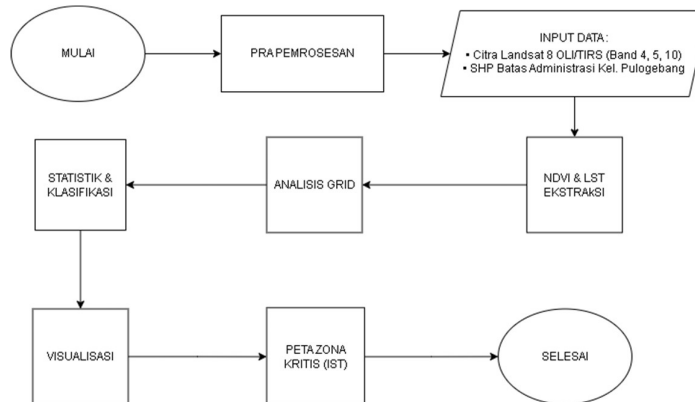
Adapun data yang digunakan dalam analisis ini merupakan komposit bebas awan (*cloud-free composite*) yang dihasilkan dari serangkaian citra satelit Landsat 8 selama periode puncak musim kemarau (Juli–Oktober 2024). Pemilihan piksel terbaik dilakukan untuk meminimalisasi gangguan atmosferik dan tutupan awan, sehingga menghasilkan satu citra representatif yang menggambarkan kondisi termal tipikal selama musim kemarau di wilayah Jakarta. Akuisisi data pada setiap scene citra terjadi pada sekitar pukul 10:15 WIB, sesuai dengan waktu lintas ekuator (*sun-synchronous orbit*) satelit Landsat 8, guna memastikan konsistensi sudut datang matahari dan stabilitas temporal dalam analisis spasial.

## 2.2. Data dan Perangkat

Data penelitian menggunakan citra sekunder terbuka Landsat 8/9 OLI/TIRS Collection 2 Level-2 (Path 122/Row 065) yang telah terkoreksi radiometrik dan atmosferik, diunduh dari USGS EarthExplorer. Resolusi spasialnya memadai untuk analisis suhu mikro kelurahan, sementara sensor TIRS terbukti andal dalam pemetaan LST (Jiménez-Muñoz et al., 2014). Data batas administratif kelurahan diperoleh dari GADM v4.1 sebagai masker spasial. Seluruh analisis dilakukan di Python 3.12 (Jupyter Notebook) dengan pustaka terbuka: *geopandas*, *fiona*, *rasterio*, *shapely* (pengolahan spasial), *numpy*, *pandas*, *rasterstats*, *scipy* (analisis numerik- statistik), serta *matplotlib* dan *seaborn* (visualisasi). Kombinasi ini menjamin alur kerja yang *reproducible*, efisien, dan selaras dengan prinsip keterbukaan ilmiah.

### 2.3. Prosedur Penelitian

Secara garis besar, penelitian ini menggunakan data citra satelit Landsat 8 OLI/TIRS untuk mengekstraksi nilai NDVI dan LST, yang kemudian diolah menggunakan pendekatan statistik spasial berbasis z-score guna memperoleh Indeks Stres Termal (IST). Analisis dilakukan pada skala mikro (300 × 300 m) dengan fokus wilayah studi di Kelurahan Pulogebang, Jakarta Timur. Alur kerja penelitian ini dibagi menjadi beberapa tahapan utama yang sistematis, mulai dari pra-pemrosesan data, ekstraksi parameter fisis, analisis spasial, hingga visualisasi hasil akhir. Diagram alir yang merangkum seluruh proses disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur dari Penelitian

#### 2.3.1. Pra-pemrosesan Data

Tahap awal dalam alur kerja penelitian adalah persiapan dan pra-pemrosesan data spasial. Data batas wilayah yang digunakan berasal dari GADM (*Database of Global Administrative Areas*) versi 4.1, yang menyediakan data administrasi level 4 (desa/kelurahan) untuk seluruh Indonesia. Mengingat cakupannya yang global, langkah pertama adalah memfilter dataset ini untuk mengekstrak poligon spesifik yang merepresentasikan batas administrasi Kelurahan Pulogebang.

Selanjutnya, data citra satelit Landsat 8 Collection 2 Level-2, yang diperoleh dari pusat data USGS EROS (*Earth Resources Observation and Science*), juga disiapkan. Citra satelit ini memiliki cakupan area yang sangat luas (185 x 185 km), sehingga perlu dilakukan proses pemotongan (*clipping*) menggunakan poligon Kelurahan Pulogebang yang telah diekstrak sebagai acuan. Proses ini memastikan bahwa seluruh analisis selanjutnya hanya berfokus pada wilayah studi yang relevan. Sebagai langkah krusial terakhir dalam pra-pemrosesan, dilakukan penyesuaian sistem referensi koordinat (CRS). Data vektor batas kelurahan (GADM) direproyeksikan agar sesuai dengan CRS dari data raster (Landsat), yaitu UTM Zona 48S (EPSG:32648), untuk memastikan kedua dataset tumpang tindih secara akurat dan menghindari kesalahan analisis spasial.

#### 2.3.2. Ekstraksi NDVI dan LST

Dari citra yang telah dipotong, dua parameter utama diekstraksi. Pertama, Indeks Vegetasi Selisih Ternormalisasi (NDVI) dihitung untuk mengukur kepadatan dan kesehatan vegetasi. NDVI dihitung dari band inframerah dekat (Band 5) dan band merah (Band 4) menggunakan persamaan:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (1)$$

Keterangan:

NDVI: Indeks vegetasi selisih ternormalisasi yang digunakan untuk mengidentifikasi kepadatan vegetasi.  
 NIR: Reflektansi pada saluran inframerah dekat (*Near-Infrared*). Pada satelit Landsat 8, ini adalah Band 5.  
 RED: Reflektansi pada saluran cahaya tampak merah (*Red*). Pada satelit Landsat 8, ini adalah Band 4.

Nilai NDVI yang lebih tinggi menunjukkan vegetasi lebih sehat dan rapat, sedangkan nilai rendah hingga negatif menunjukkan area non-vegetasi. Kedua, proporsi vegetasi (Pv) yang diturunkan dari Indeks Vegetasi Perbedaan Normalisasi (NDVI) menjadi kunci untuk mengestimasi emisivitas gabungan. Melalui pendekatan ini, suhu pancaran (*brightness temperature*) yang direkam satelit apat dikoreksi untuk mendapatkan LST yang lebih akurat. Untuk menghitung proporsi vegetasi (Pv) dari NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) diperoleh dengan:

$$Pv = \left[ \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \right]^2 \quad (2)$$

Pv adalah Proporsi Vegetasi, nilai yang dicari untuk mengetahui seberapa banyak area yang ditutupi oleh vegetasi. Nilai ini didapatkan dari NDVI, atau Indeks Vegetasi Selisih Ternormalisasi, yang merupakan nilai vegetasi spesifik untuk setiap piksel. Agar nilainya relevan dan dapat dibandingkan, kita menggunakan nilai  $NDVI_{min}$  dan  $NDVI_{max}$  sebagai batas normalisasi.  $NDVI_{min}$  adalah nilai NDVI terendah yang ditemukan di seluruh area penelitian, sedangkan  $NDVI_{max}$  adalah nilai NDVI tertinggi.

Suhu Permukaan Darat (LST): Diperoleh dari pita inframerah termal (TIRS - Band 10). Karena data yang digunakan adalah produk Level-2 yang telah diproses, nilai LST dalam satuan Celcius dapat dihitung secara langsung menggunakan faktor skala (*scale factor*) dan nilai offset (*offset*) yang disediakan dalam metadata citra.

$$LST(^{\circ}C) = (DN \times Scale) + Offset - 273.15 \quad (3)$$

Nilai Scale (0.00341802) dan Offset (149.0) diambil dari file metadata yang menyertai data citra di mana DN adalah nilai digital piksel pada Band 10.

### 2.3.3. Pembuatan Unit Analisis Spasial (Grid)

Untuk melakukan analisis yang lebih detail di dalam kelurahan, sebuah grid spasial dengan ukuran sel 300 x 300 meter dibuat dan ditumpangkan di atas wilayah Pulogebang. Ukuran grid 300x300 meter dipilih untuk menciptakan keseimbangan antara resolusi spasial yang cukup detail dan efisiensi komputasi, serta mengikuti praktik umum dalam pemetaan zona termal perkotaan (Larasati et al., 2022; Wati & Fatkhuroyan, 2017). Grid ini berfungsi sebagai unit analisis spasial yang seragam. Setelah dipotong sesuai batas kelurahan, total terdapat 97 sel grid valid yang digunakan untuk analisis zonal.

### 2.3.4. Analisis Zonal Statistik dan Korelasi

Setelah mendapatkan nilai LST rata-rata untuk setiap sel grid, data tersebut diolah lebih lanjut untuk mengukur seberapa ekstrem kondisi termal pada setiap sel relatif terhadap keseluruhan wilayah studi. Untuk tujuan ini, digunakan Indeks Stres Termal (IST), sebuah metrik yang menstandarisasi nilai-nilai LST menjadi skor deviasi standar. Pendekatan ini, yang menggunakan transformasi-z (*z-score*), memungkinkan identifikasi anomali panas secara lebih akurat. Perhitungan IST pada setiap sel grid (i) dilakukan menggunakan persamaan:

$$IST_i = \frac{LST_{avgi} - \mu LST}{\sigma LST} \quad (4)$$

LSTavg mewakili nilai rata-rata suhu permukaan (LST) pada sel grid tertentu, sementara  $\mu$ LST adalah nilai rata-rata LST dari seluruh 97 sel grid di area studi.  $\sigma$ LST merupakan deviasi standar dari seluruh nilai LST di area studi. Dengan menggunakan variabel-variabel ini, ISTi dihitung untuk menstandarisasi suhu setiap sel grid relatif terhadap kondisi suhu keseluruhan wilayah penelitian.

Dengan menggunakan grid sebagai unit analisis, dilakukan perhitungan statistik zonal untuk mengekstrak nilai rata-rata NDVI dan LST pada setiap sel grid. Selanjutnya, untuk menguji hubungan antara vegetasi dan suhu, dihitung koefisien korelasi Pearson (r) antara LST rata-rata dan NDVI rata-rata dari ke-97 sel grid tersebut dengan menggunakan:

$$r = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n \sum x^2 - (\sum x)^2][n \sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad (5)$$

Variabel x merepresentasikan nilai *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) pada setiap sel grid, sedangkan variabel y menunjukkan nilai *Land Surface Temperature* (LST) pada masing-masing sel grid. Jumlah total grid yang digunakan dalam penelitian ini adalah  $n = 97$ .

### 2.3.5. Klasifikasi Zona Kritis Termal

Untuk membandingkan metode konvensional dan pendekatan yang diusulkan, digunakan dua strategi klasifikasi. Pertama, LST rata-rata diklasifikasikan dengan metode kuartil menjadi tiga kelas: Aman ( $\leq Q_1$ ), *Waspada* ( $Q_1-Q_3$ ), dan *Kritis* ( $> Q_3$ ), sehingga 25% area terpanas dapat teridentifikasi. Kedua, Indeks Stres Termal (IST) diklasifikasikan berbasis ambang statistik. Sel dengan nilai IST  $> 1,5$  dianggap Kritis, karena mewakili deviasi signifikan lebih dari 1,5 standar deviasi dari rata-rata (z-score,  $p \approx 0,06$ ). Praktik penggunaan 1,5 standar deviasi untuk mengidentifikasi outlier merupakan pendekatan standar dalam analisis data eksplorasi dan geospasial (Mitchell, 1999; Tukey, 1977).

Sel dengan IST antara 0–1,5 dikategorikan *Waspada*, sedangkan  $\leq 0$  sebagai Aman. Ambang 1,5 dipilih karena seimbang: cukup ketat untuk menangkap anomali panas signifikan, namun tidak terlalu ekstrem hingga mengabaikan zona kritis potensial. Pendekatan ini menjadikan identifikasi hotspot lebih objektif karena berbasis signifikansi statistik, bukan sekadar perbandingan relatif.

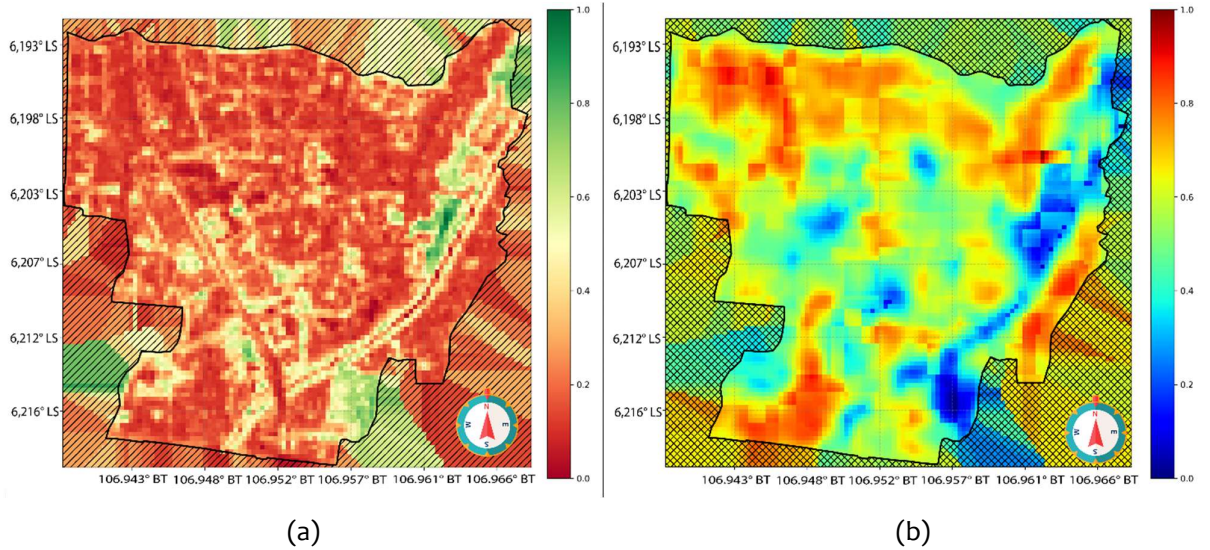
### 2.3.6. Visualisasi Hasil

Tahap akhir dalam analisis ini adalah visualisasi hasil dalam bentuk peta tematik menggunakan perangkat lunak GIS. Peta pertama dibuat berdasarkan klasifikasi kuartil LST rata-rata untuk menunjukkan distribusi panas secara umum. Analisis kedua dilakukan untuk menghitung metrik Indeks Stres Termal (IST) untuk setiap sel grid. Selanjutnya, klasifikasi ambang batas statistik ( $IST > 1,5$ ) diterapkan pada data IST untuk menghasilkan peta zona stres termal. Peta ini secara spesifik menyoroti lokasi-lokasi yang mengalami tekanan panas ekstrem dan menjadi fokus utama dalam rekomendasi intervensi.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Distribusi Spasial Indeks Vegetasi (NDVI) dan Suhu Permukaan (LST)

Tahap awal dalam analisis fenomena *Urban Heat Island* (UHI) di Kelurahan Pulogebang adalah memetakan kondisi biofisik dasar wilayah tersebut secara visual. Hal ini dilakukan melalui ekstraksi nilai *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) untuk mengidentifikasi kerapatan vegetasi, serta *Land Surface Temperature* (LST) untuk mengetahui profil suhu permukaan darat menggunakan citra satelit Landsat 8. Pemetaan spasial dari kedua parameter ini krusial untuk melihat kecenderungan awal mengenai bagaimana karakteristik tutupan lahan memengaruhi kondisi termal lokal, sebelum dilakukan perhitungan statistik lebih lanjut. Hasil ekstraksi dan distribusi spasial dari NDVI dan LST di wilayah studi disajikan pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Distribusi spasial di Kelurahan Pulogebang: (a) Indeks vegetasi (NDVI); dan (b) Suhu permukaan darat (LST) hasil ekstraksi citra satelit Landsat 8.

Terlihat pola negatif antara vegetasi dan suhu permukaan, di mana area dengan tutupan vegetasi rendah cenderung memiliki suhu permukaan yang lebih tinggi. Secara visual, terdapat pola spasial yang saling bertolak belakang antara kedua parameter tersebut. Area dengan NDVI tinggi (ditunjukkan dalam gradasi hijau terang) umumnya terletak di bagian selatan dan tenggara kelurahan, yang didominasi oleh ruang terbuka hijau dan vegetasi pekarangan. Sebaliknya, area dengan NDVI rendah (kuning ke merah) terkonsentrasi di bagian utara dan barat wilayah yang juga menunjukkan LST tinggi (ditandai warna merah hingga ungu) pada peta suhu. Analisis kuantitatif lebih lanjut dilakukan pada 97 sel grid valid di Kelurahan Pulogebang untuk memahami karakteristik sebaran vegetasi dan suhu permukaan. Tabel 1 menyajikan ringkasan statistik deskriptif untuk kedua variabel tersebut. Hasil analisis menunjukkan bahwa suhu permukaan (LST) di wilayah studi memiliki rentang yang cukup lebar, dari suhu terendah 37.04°C hingga suhu tertinggi mencapai 44.18°C, dengan nilai rata-rata sebesar 41.52°C. Variasi suhu yang signifikan ini mengindikasikan adanya perbedaan kondisi termal yang jelas di dalam area kelurahan. Di sisi lain, indeks vegetasi (NDVI) menunjukkan nilai rata-rata 0.135, yang mengindikasikan bahwa secara umum tutupan vegetasi di Pulogebang tergolong rendah hingga sedang, khas untuk area perkotaan padat.

**Tabel 1.** Statistik Deskriptif NDVI dan LST

Parameter	Rata-rata	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum
LST (°C)	41.52	±1.41	37.04	44.18
NDVI	0.135	±0.041	0.060	0.289

Tabel 1 menunjukkan rentang suhu yang sangat lebar, dengan perbedaan lebih dari 7°C antara titik terdingin dan terpanas di dalam kelurahan. Nilai LST rata-rata sebesar 41.52°C dengan deviasi standar 1.41°C mengindikasikan adanya variasi termal yang substansial. Sementara itu, nilai NDVI rata-rata yang relatif rendah (0.135) dan rentang yang sempit (0.060 hingga 0.289) mengonfirmasi bahwa tutupan vegetasi secara umum tergolong rendah hingga sedang, khas untuk lingkungan perkotaan yang padat. Heterogenitas ini menjadi dasar untuk analisis lebih lanjut mengenai identifikasi zona-zona termal kritis.

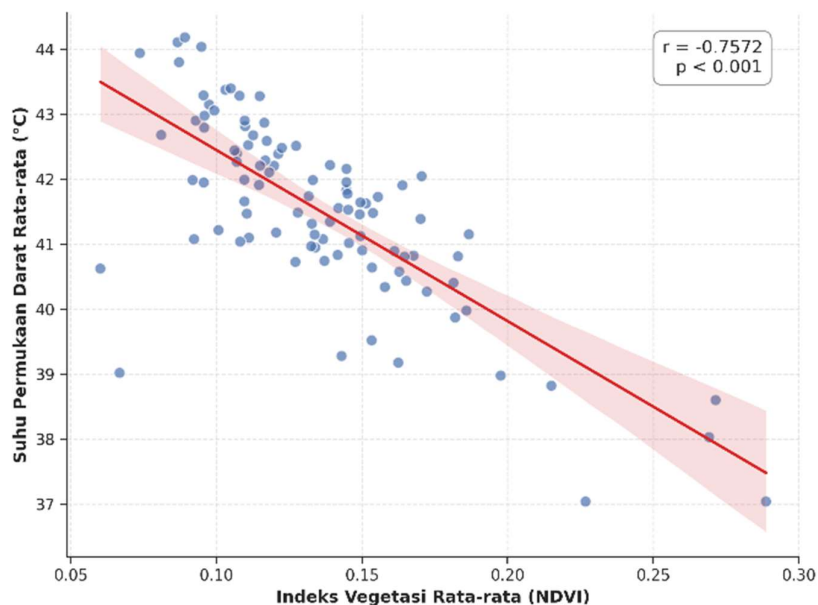
### 3.2. Hubungan antara Indeks Vegetasi (NDVI) dan Suhu Permukaan (LST)

Analisis korelasi Pearson menunjukkan adanya hubungan negatif yang kuat dan signifikan secara statistik antara kerapatan vegetasi (NDVI) dan suhu permukaan (LST) di seluruh 97 sel grid. Koefisien korelasi

(r) yang diperoleh adalah  $-0,7572$ . Nilai negatif ini mengindikasikan hubungan terbalik yang kuat, di mana peningkatan nilai NDVI berasosiasi dengan penurunan nilai LST. Hubungan ini divalidasi signifikan secara statistik dengan nilai  $p < 0,01$ , yang menegaskan bahwa korelasi yang teramati sangat kecil kemungkinannya terjadi secara kebetulan.

Sebagai perbandingan, kekuatan korelasi yang ditemukan di Pulogebang ini sejalan dengan temuan serupa di Kota Bandung (Dzulfiklana & Nugroho, 2023). Kedua studi ini menerapkan pendekatan metodologis yang ekuivalen, yakni ekstraksi LST dan NDVI berbasis sensor OLI/TIRS pada citra satelit Landsat 8, serta pengujian statistik menggunakan analisis korelasi Pearson. Namun, perbedaan fundamental penelitian ini terletak pada pemanfaatan korelasi tersebut pada skala grid mikro ( $300 \times 300$  m) untuk membangun metrik diagnostik yang presisi. Temuan ini secara kuantitatif mendukung dasar teori mengenai peran vegetasi sebagai agen pendingin alami melalui proses evapotranspirasi dan peneduhan (*shading*).

Visualisasi dari hubungan ini disajikan pada Gambar 4 dalam bentuk diagram pencar (*scatter plot*). Gambar tersebut secara jelas memperlihatkan tren penurunan suhu seiring dengan peningkatan indeks vegetasi. Sebagian besar sel grid dengan nilai NDVI rendah ( $< 0,15$ ) menunjukkan suhu permukaan yang tinggi, mendekati atau bahkan melebihi  $43^{\circ}\text{C}$ . Sebaliknya, sel-sel grid dengan nilai NDVI yang lebih tinggi ( $> 0,20$ ) secara konsisten memiliki suhu permukaan yang lebih sejuk, umumnya di bawah  $40^{\circ}\text{C}$ . Garis regresi berwarna merah mengonfirmasi tren linear negatif ini, memperkuat kesimpulan bahwa ketersediaan vegetasi berkorelasi langsung dengan penurunan suhu permukaan di tingkat lokal.



**Gambar 4.** Scatter plot hubungan antara NDVI dan suhu permukaan (LST) pada 97 sel grid ( $300 \times 300$ m).

Meskipun hubungan terbalik antara NDVI dan LST merupakan fenomena yang umum, kontribusi utama penelitian ini terletak pada identifikasi anomali lokal melalui metrik IST. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang berfokus pada tren makro, pendekatan IST mampu mengungkap adanya sel-sel grid dengan nilai NDVI serupa namun memiliki tingkat stres termal yang berbeda secara signifikan. Hal ini membuktikan bahwa IST bekerja sebagai metrik diagnostik yang lebih sensitif dalam mendeteksi titik kritis (*tipping points*) UHI yang sering kali tergeneralisasi dalam analisis korelasi konvensional.

### 3.3. Klasifikasi Zona Termal

Untuk mengidentifikasi zona-zona dengan tingkat panas yang berbeda, dilakukan analisis klasifikasi ganda pada setiap sel grid berukuran  $300 \times 300$  meter. Pendekatan ini bertujuan untuk membandingkan hasil

yang diperoleh dari metrik LST rata-rata konvensional dengan metrik beban termal (IST) yang memperhitungkan akumulasi panas total. Klasifikasi untuk kedua metrik menggunakan metode kuartil untuk membagi wilayah studi ke dalam tiga kategori: Aman, Waspada, dan Kritis. Klasifikasi pertama didasarkan pada nilai LST rata-rata. Tabel 2 menunjukkan ringkasan statistik untuk setiap kategori berdasarkan metrik ini. Hasilnya menunjukkan bahwa 24 sel grid (24.7% dari wilayah studi) dikategorikan sebagai zona 'Kritis' dengan suhu rata-rata mencapai  $43.14 \pm 0.49^{\circ}\text{C}$ . Sementara itu, 25 sel grid lainnya (25.8%) masuk dalam kategori 'Aman' dengan suhu rata-rata yang jauh lebih rendah, yaitu  $39.80 \pm 0.98^{\circ}\text{C}$ .

**Table 2.** Ringkasan Statistik Hasil Klasifikasi Zona Termal

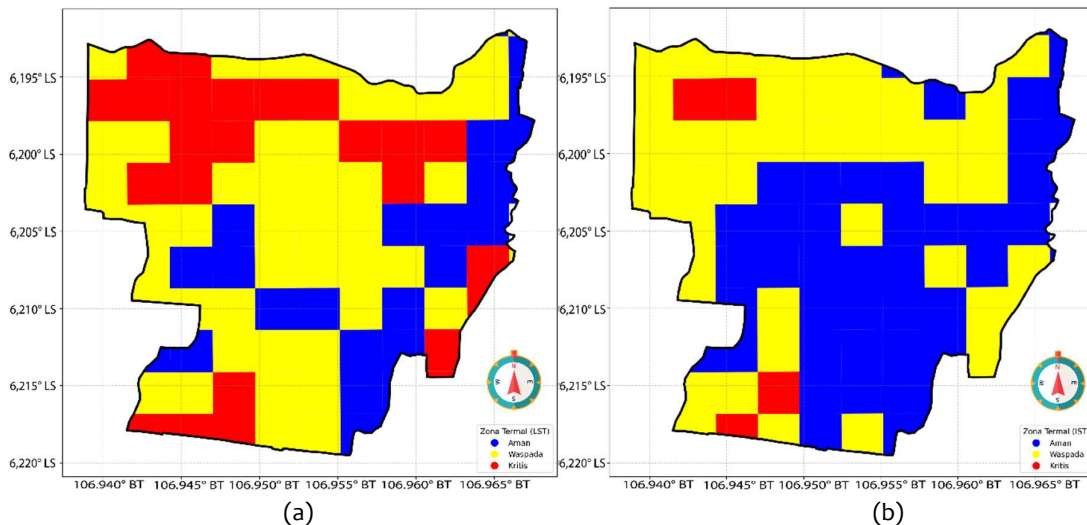
Zona Termal	Jumlah Sel	LST Rata-rata ( $\pm$ ) $^{\circ}\text{C}$	LST Minimal ( $^{\circ}\text{C}$ )	LST Maksimal ( $^{\circ}\text{C}$ )
Aman	25	$39.80 \pm 0.98$	37.18	40.84
Kritis	24	$43.14 \pm 0.49$	42.56	44.04
Waspada	48	$41.64 \pm 0.50$	40.90	42.48

Namun, untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang akumulasi panas spasial, analisis kedua dilakukan dengan menggunakan metrik beban termal. Tabel 2 menyajikan statistik deskriptif untuk nilai beban termal di seluruh sel grid, yang menunjukkan variasi akumulasi panas di wilayah studi. Hasil klasifikasi komparatif antara kedua metode kemudian dirangkum dalam Tabel 3.

**Table 3.** Klasifikasi Zona Termal Berdasarkan LST Rata-Rata dan IST

Zona Termal	Jumlah Sel (LST Kuartil)	Persentase (LST Kuartil)	Jumlah Sel (IST Ambang Batas)	Persentase (IST Ambang Batas)	Perubahan Sel
Aman	25	25.8%	47	47.5%	+22
Kritis	24	24.7%	5	5.2%	-19
Waspada	48	49.5%	45	46.4%	-3

Tabel 3 ini secara jelas menunjukkan bahwa metode IST yang baru secara signifikan mengurangi jumlah zona 'Kritis' (perubahan -19 sel) dan meningkatkan jumlah zona 'Aman' (perubahan +22 sel), membuktikan bahwa metode IST jauh lebih presisi dalam mengidentifikasi hotspot yang sesungguhnya.



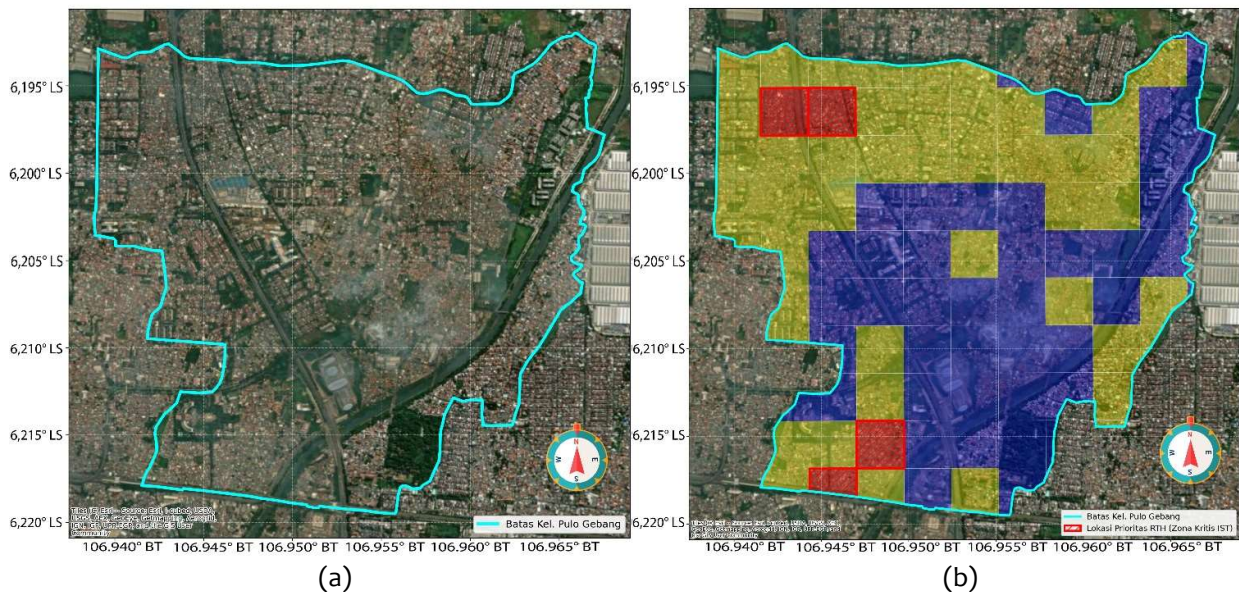
**Gambar 5.** Peta Klasifikasi Zona Termal Komparatif di Kelurahan Pulogebang: (a) Klasifikasi berdasarkan metode kuartil LST Rata-Rata; dan (b) Klasifikasi berdasarkan metode ambang batas statistik Indeks Stres Termal (IST).

Analisis komparatif pada Gambar 5 yang baru mengungkap perbedaan fundamental antara kedua pendekatan. Peta LST (Gambar 5a) mengklasifikasikan 24 sel sebagai 'Kritis' hanya karena mereka termasuk dalam 24.7% terpanas. Sebaliknya, peta IST (Gambar 5b) secara dramatis lebih selektif, hanya mengidentifikasi 5 sel sebagai 'Kritis'.

Perbedaan ini bukan sekadar perubahan numerik; ia mencerminkan keunggulan konseptual dari klasifikasi berbasis ambang batas statistik. Metode IST tidak lagi hanya mengidentifikasi area yang 'relatif panas', melainkan menyoroti area yang merupakan 'anomali panas ekstrem' (lebih dari 1.5 standar deviasi di atas rata-rata). Banyak area yang sebelumnya diberi label 'Kritis' oleh metode LST kini secara lebih akurat diklasifikasikan sebagai 'Waspada' atau 'Aman' oleh metode IST, karena meskipun panas, suhunya tidak signifikan secara statistik.

Implikasinya bagi perencanaan kota sangat penting: metode LST rata-rata berisiko menyebabkan alokasi sumber daya yang tidak efisien dengan menargetkan area yang luas. Sebaliknya, peta klasifikasi berbasis IST (Gambar 5b) berfungsi sebagai alat diagnostik yang presisi. Ia mampu mengidentifikasi hotspot yang sesungguhnya zona-zona akumulasi panas yang paling membutuhkan intervensi penghijauan sehingga memungkinkan perencanaan yang lebih terfokus, efisien, dan berbasis bukti.

Keunggulan operasional metrik IST dalam mendeteksi anomali termal individual disajikan secara visual pada Gambar 6. Perbandingan antara kondisi fisik wilayah melalui citra satelit (Gambar 6a) dengan hasil pemetaan lokasi prioritas berbasis IST (Gambar 6b) menunjukkan bahwa beban termal ekstrem tidak terjadi secara homogen di seluruh wilayah yang tampak padat. Metrik IST secara spesifik berhasil mengisolasi sel-sel grid dengan deviasi suhu di atas  $1,5\sigma$ , yang secara fisik berhimpit dengan permukaan kedap air (impervious surface) masif seperti kompleks Terminal Terpadu Pulogebang dan koridor jalan tol. Hal ini membuktikan bahwa IST bekerja sebagai instrumen diagnostik presisi yang mampu mengidentifikasi titik kritis (tipping points) akumulasi panas mikro yang sering kali tergeneralisasi dalam analisis suhu rata-rata konvensional.



**Gambar 6.** Perbandingan visual antara: (a) Kondisi tutupan lahan eksisting melalui citra satelit; dan (b) Identifikasi lokasi prioritas intervensi termal berdasarkan sebaran zona kritis IST.

Untuk menguji ada tidaknya pengelompokan spasial (*spatial clustering*) dari suhu permukaan, analisis hotspot Getis-Ord  $G_i^*$  juga dilakukan. Hasilnya menunjukkan tidak adanya kluster hotspot maupun coldspot yang signifikan secara statistik di seluruh wilayah studi. Temuan ini bukanlah indikasi kegagalan metode,

melainkan sebuah hasil penting yang menggambarkan karakteristik termal Pulogebang: distribusi panasnya bersifat tersebar (*dispersed*) dan tidak terkonsentrasi pada lingkungan tetangga tertentu. Pola yang tidak terkluster ini menjelaskan mengapa pendekatan autokorelasi spasial seperti  $G_i^*$  tidak efektif untuk mengidentifikasi zona prioritas pada skala mikro ini. Sebaliknya, temuan ini justru memperkuat justifikasi penggunaan Indeks Stres Termal (IST). Karena panas ekstrem muncul sebagai anomali individual yang terisolasi secara spasial, maka metrik non-spasial berbasis deviasi statistik seperti IST menjadi alat yang lebih sensitif dan tepat untuk mendeteksi sel-sel kritis yang membutuhkan intervensi, yang mungkin akan terlewatkan oleh analisis kluster tradisional.

#### 3.4. Implikasi untuk Mitigasi Stres Termal Mikro

Temuan studi ini selaras dengan pola yang diamati di kota-kota tropis Asia Tenggara seperti Bangkok (Khamchiangta & Dhakal, 2020), Manila (Sobremonte-Maglipon et al., 2024), dan Kuala Lumpur (Asnawi et al., 2024), di mana kawasan terbangun padat secara konsisten menunjukkan anomali termal dengan suhu permukaan 3–5°C lebih tinggi. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan resolusi analisis mikro (grid 300 m) yang berhasil mengungkap pola sebaran panas *salt-and-pepper* (terfragmentasi) di Pulogebang. Meskipun metodologi grid ini bersifat universal, hasil klasifikasinya ditentukan oleh heterogenitas material permukaan dan morfologi lokal. Pada wilayah dengan tutupan lahan yang lebih seragam, metode ini mungkin menghasilkan kluster panas yang luas (*hotspot*), sedangkan di Pulogebang, IST terbukti mampu mengisolasi anomali panas individu yang terpisah secara spasial.

Analisis  $G_i^*$  menunjukkan tidak adanya kluster spasial yang signifikan, yang mengindikasikan distribusi panas bersifat tersebar (*dispersed*). Sebaliknya, IST berhasil mengidentifikasi lima sel grid individu sebagai anomali panas ekstrem ( $IST > 1,5$ ). Berdasarkan karakteristik termal permukaannya, lokasi-lokasi kritis ini berhimpit dengan area Terminal Terpadu Pulogebang dan koridor jalan tol yang didominasi oleh material beralbedo rendah dengan kapasitas panas tinggi (Oke, 1982). Fenomena ini menunjukkan bahwa akumulasi panas di tingkat mikro secara langsung dipengaruhi oleh retensi energi pada permukaan artifisial. Oleh karena itu, IST berfungsi sebagai instrumen diagnostik yang lebih presisi daripada analisis suhu rata-rata konvensional dalam menentukan titik retensi energi yang akurat.

Urgensi penggunaan metrik IST ini menjadi semakin nyata mengingat kepadatan penduduk Pulogebang yang sangat tinggi, mencapai lebih dari 128.000 jiwa (BPS, 2024), sementara rasio vegetasi sangat terbatas yakni hanya sebesar 16,4% (Dinas Pertamanan dan Hutan Kota DKI Jakarta, 2023). Tingginya korelasi negatif ( $r = -0,7572$ ) membuktikan bahwa unit grid zona 'Kritis' yang teridentifikasi oleh IST merupakan prioritas utama untuk intervensi termal guna melindungi populasi yang padat tersebut. Mengingat keterbatasan lahan, strategi mitigasi harus diarahkan pada rekayasa permukaan yang bersifat *site-specific* untuk menurunkan nilai IST, seperti penanaman pohon peneduh, taman vertikal (Depari et al., 2024), atau *green roof* (Rasyid, 2023). Dengan demikian, penggunaan peta prioritas berbasis IST memungkinkan tindakan mitigasi dilakukan secara efisien melalui kerangka *climate-responsive planning* yang dirancang berdasarkan tekanan panas kuantitatif pada skala mikro.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membuktikan efektivitas metrik Indeks Stres Termal (IST) sebagai instrumen diagnostik yang lebih presisi dibandingkan analisis suhu rata-rata konvensional dalam memetakan anomali panas skala mikro. Hasil analisis menunjukkan hubungan negatif yang kuat dan signifikan ( $r = -0,7572$ ;  $p < 0,01$ ) antara kerapatan vegetasi (NDVI) dan suhu permukaan (LST), yang mengonfirmasi bahwa keterbatasan tutupan hijau merupakan pemicu utama anomali termal di wilayah studi. Sintesis antara IST dan statistik spasial *Getis-Ord  $G_i^*$*  mengungkap karakteristik unik lanskap termal Pulogebang yang bersifat tersebar (*dispersed*) atau *salt-and-pepper*, di mana beban termal ekstrem tidak membentuk kluster homogen melainkan titik-titik anomali individual yang intens.

Metrik IST secara spesifik berhasil mengidentifikasi 5 sel grid kritis (5,2%) yang berhimpit dengan permukaan kedap air masif, seperti kawasan Terminal Terpadu Pulogebang dan koridor jalan tol. Temuan

ini memvalidasi keunggulan IST dalam mendeteksi titik kritis (*tipping points*) Urban Heat Island (UHI) pada skala grid 300 × 300 meter yang sering kali tergeneralisasi dalam analisis makro. Dengan demikian, penelitian ini menyimpulkan bahwa mitigasi suhu di kawasan perkotaan padat memerlukan pendekatan intervensi fisik yang ditargetkan secara presisi pada sel-sel anomali yang teridentifikasi secara kuantitatif, guna menciptakan strategi pendinginan lingkungan yang lebih efektif dan efisien secara spasial.

## 5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Universitas Negeri Jakarta atas dukungan akademik dan fasilitas yang diberikan selama proses penelitian. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada semua pihak yang telah membantu secara teknis maupun konseptual sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik.

## 6. REFERENSI

- Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93–115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Asnawi, N. H., Lam, K. C., Rose, R. A. C., Widiawaty, M. A., Dede, M., & Muhammad, F. N. (2024). Impacts of Urban Land Use and Land Cover Changes on Land Surface Temperature in Kuala Lumpur, Malaysia. *Geografia-Malaysian Journal of Society and Space*, 20(1), 99–120. <https://doi.org/10.17576/geo-2024-2001-07>
- Badan Pusat Statistik Kota Jakarta Timur. (2024). Kecamatan Cakung dalam angka 2024. Jakarta: BPS Kota Jakarta Timur.
- Carolin, V., & Kurniati, E. (2025). Tantangan Pembangunan Perkotaan terhadap Urbanisasi, Kemacetan di Jakarta: Analisis Permasalahan dan Solusi. *Jurnal Ilmu Ekonomi*, 4(1), 252–273. <https://doi.org/10.59827/jie.v4i1.222>
- Darlina, S. P., Sasmito, B., & Yuwono, B. D. (2018). Analisis Fenomena Urban Heat Island serta Mitigasinya (Studi Kasus: Kota Semarang). *Jurnal Geodesi Undip*, 7(3), 77–87. <https://doi.org/10.14710/jgundip.2018.21223>
- Depari, A. S., Mustofa, U., Rumengan, S. F., & Santoso, M. P. (2024). Perancangan Smart Vertical Garden sebagai Strategi Meningkatkan Ruang Hijau dan Kenyamanan Termal: Designing Smart Vertical Gardens As a Strategy to Enhance Green Spaces and Thermal Comfort. *Jurnal Seni dan Reka Rancang: Jurnal Ilmiah Magister Desain*, 7(3), 361–378. <https://doi.org/10.25105/jsrr.v7i3.21631>
- Dinas Pertamanan dan Hutan Kota Provinsi DKI Jakarta. (2023). Laporan Luas Ruang Terbuka Hijau Per Kecamatan. Jakarta: Pemerintah Provinsi DKI Jakarta.
- Dzulfikliana, M. R., & Nugroho, H. (2023). Pengaruh Indeks Vegetasi dan Suhu Permukaan Tanah terhadap NO<sub>2</sub> menggunakan Google Earth Engine (Studi Kasus: Kota Bandung, Provinsi Jawa Barat). Seminar Nasional dan Diseminasi Tugas Akhir FTSP Series 2023. Institut Teknologi Nasional Bandung.
- Fang, Q., Liu, C., Ren, Z., Fu, Y., Fan, H., Wang, Y., et al. (2024). Spatiotemporal Analysis of Surface Urban Heat Island Dynamics in Central Yunnan City Cluster. *Sustainability*, 16(11), 4819. <https://doi.org/10.3390/su16114819>
- Getis, A., & Ord, J. K. (1992). The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics. *Geographical Analysis*, 24(3), 189–206. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x>
- Irawati, D., Noviani, R., & Rindarjono, M. G. (2023). Effect of Urban Development on Urban Heat Island in Depok Subdistrict, Sleman Regency, Yogyakarta. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1180(1), 012021. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1180/1/012021>
- Jiménez-Muñoz, J. C., Sobrino, J. A., Skoković, D., Mattar, C., & Cristóbal, J. (2014). Land Surface Temperature Retrieval Methods from Landsat-8 Thermal Infrared Sensor Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(10), 1840–1843. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2014.2312032>
- Khamchiangta, D., & Dhakal, S. (2020). Time Series Analysis of Land Use and Land Cover Changes Related to Urban Heat Island Intensity: Case of Bangkok Metropolitan Area in Thailand. *Journal of Urban Management*, 9(4), 383–395. <https://doi.org/10.1016/j.jum.2020.09.001>
- Larasati, A. P., Rahman, B., & Kautsary, J. (2022). Pengaruh Perkembangan Perkotaan terhadap Fenomena Pulau Panas (Urban Heat Island). *Jurnal Kajian Ruang*, 2(1), 35–58.
- Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chipman, J. (2015). Remote Sensing and Image Interpretation (7th ed.). John Wiley & Sons.
- Meng, F., Qi, L., Li, H., Yang, X., & Liu, J. (2024). Spatiotemporal Evolution and Influencing Factors of Heat Island Intensity in the Yangtze River Delta Urban Agglomeration Based on GEE. *Atmosphere*, 15(9), 1080. <https://doi.org/10.3390/atmos15091080>

- Mitchell, A. (1999). *The ESRI guide to GIS analysis*. ESRI Press.
- Mujahid, H. I., & Irawan, L. Y. (2025). Identifikasi Urban Heat Island (UHI) melalui Teknologi Penginderaan Jauh di Provinsi DKI Jakarta Tahun 2023. *Jurnal Tanah dan Sumberdaya Lahan*, 12(1), 117–126. <https://doi.org/10.21776/ub.jtsl.2025.012.1.12>
- Mulyana, N. F., Usman, F., & Hasyim, A. W. (2023). Pengaruh Perubahan Tutupan Lahan terhadap Perubahan Suhu Permukaan di Kawasan Perkotaan Karawang. *Planning for Urban Region and Environment Journal (PURE)*, 12(1), 77–84.
- Oke, T. R. (1982). The Energetic Basis of the Urban Heat Island. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 108(455), 1–24. <https://doi.org/10.1002/qj.49710845502>
- Pal, S., & Ziaul, S. (2017). Detection of Land Use and Land Cover Change and Land Surface Temperature in English Bazar Urban Centre. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 20(1), 125–145. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2016.11.003>
- Pemerintah Provinsi DKI Jakarta. (2012). Peraturan Daerah Provinsi DKI Jakarta Nomor 1 Tahun 2012 tentang Rencana Tata Ruang Wilayah 2030. Jakarta: Sekretariat Daerah Provinsi DKI Jakarta.
- Pemerintah Provinsi DKI Jakarta. (2022). Peraturan Gubernur Provinsi DKI Jakarta Nomor 31 Tahun 2022 tentang Rencana Detail Tata Ruang Wilayah Perencanaan Provinsi Daerah Khusus Ibukota Jakarta. Jakarta: Sekretariat Daerah Provinsi DKI Jakarta.
- Putra, C. D. W., Nucifera, F., & Astuti, S. T. (2022). Distribusi Spasial dan Temporal Urban Heat Island dan Penggunaan Lahan di Wilayah Perkotaan Yogyakarta Tahun 1999–2019. *Jurnal Geografi, Edukasi dan Lingkungan*, 6(1), 1–16. <https://doi.org/10.22236/jgel.v6i1.7785>
- Rasyid, H. J. (2023). Evaluasi Lanskap Taman Atap Apartemen Vida View Makassar berdasarkan Konsep Green Roof. *Doctoral Dissertation, Universitas Hasanuddin*.
- Rizal, R. (2017). Analisis Kualitas Lingkungan. *Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jakarta*.
- Santamouris, M. (2020). Recent Progress on Urban Overheating and Heat Island Research: Integrated Assessment of the Energy, Environmental, Vulnerability and Health Impact. Synergies with the Global Climate Change. *Energy and Buildings*, 207, 109482. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109482>
- Sobremonte-Maglipon, P. A., Olfato-Parojinog, A., Almadrones-Reyes, K. J., Limbo-Dizon, J. E., & Dagamac, N. H. A. (2024). Tracking the Temporal Changes in Land surface Temperature, Vegetation, and Built-Up Patterns in Rizal Province, Philippines Using Landsat Imagery. *Geoplanning*, 11(1), 71–84. <https://doi.org/10.14710/geoplanning.11.1.71-84>
- Tukey, J. W. (1977). *Exploratory Data Analysis* (Vol. 2, pp. 131–160). Addison-Wesley.
- Wati, T., & Fatkhuroyan. (2017). Analisis Tingkat Kenyamanan di DKI Jakarta Berdasarkan Indeks THI (Temperature Humidity Index). *Jurnal Ilmu Lingkungan*, 15(1), 57–63. <https://doi.org/10.14710/jil.15.1.57-63>
- Yin, C. L., Meng, F., & Yu, Q. R. (2020). Calculation of Land Surface Emissivity and Retrieval of Land Surface Temperature Based on A Spectral Mixing Model. *Infrared Physics & Technology*, 108, 103333. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2020.103333>
- Zhao, L., Lee, X., Smith, R., et al. (2014). Strong Contributions of Local Background Climate to Urban Heat Islands. *Nature*, 511, 216–219. <https://doi.org/10.1038/nature13462>