

# Analyse de la distribution spatiale des îlots de chaleur dans la région des Cayes (Sud, Haïti)

Wesly Jeune

Université Quisqueya (UNIQ), Port-au-Prince, Haïti  
Emails: [wesly.jeune@uniq.edu](mailto:wesly.jeune@uniq.edu) / [weslyjeune@hotmail.com](mailto:weslyjeune@hotmail.com)  
[JEUNE Wesly \(0009-0008-3467-0535\) - ORCID](#)

## Résumé

Cette étude analyse la distribution spatiale des îlots de chaleur urbains (ICU) dans la région métropolitaine des Cayes (Sud, Haïti), un territoire soumis à une urbanisation rapide et à une forte vulnérabilité climatique. À partir d'une image Landsat 8 du 1er juin 2020, complétée par un modèle numérique de terrain et des données administratives, la température de surface (LST) a été estimée à l'aide d'une approximation du modèle MODTRAN et de l'émissivité dérivée du NDVI. Une classification supervisée de l'occupation du sol, réalisée avec cinq algorithmes et validée par le coefficient kappa, a permis d'identifier les principales catégories de surface. Les indices NDVI, NDBI et UHI ont été calculés afin d'examiner les relations entre végétation, artificialisation et dynamique thermique. Les résultats montrent une intensité élevée des ICU, avec une différence moyenne de 5,43 °C entre zones urbaines et rurales. Les zones bâties présentent les températures les plus élevées, tandis que les forêts et espaces végétalisés demeurent nettement plus frais. Les corrélations fortes entre LST, NDVI ( $r = -0,83$ ) et NDBI ( $r = 0,78$ ) confirment l'influence déterminante de la couverture végétale et de l'imperméabilisation des sols sur la variabilité thermique. L'étude met en évidence la nécessité d'intégrer des stratégies d'aménagement durable, notamment l'augmentation des espaces verts, la réduction de l'artificialisation et la gestion raisonnée du développement urbain.

*Mots clés : Îlots de chaleur ; analyse Spatiale ; indices spectraux ; région des Cayes ; espaces verts.*

## 1 Introduction

La croissance démographique mondiale alimente une urbanisation rapide, entraînant une expansion spatiale significative des zones urbaines. Cette dynamique nécessite une compréhension fine des mutations environnementales qui en découlent, afin de soutenir une planification territoriale durable (Kasniza Jumari et al., 2023; Emmanuel & Lucien, 2026). D'après Sayad et al., (2024), les villes sont de plus en plus confrontées à des enjeux majeurs liés aux changements climatiques, en particulier à cause de l'intensification du phénomène des îlots de chaleur urbains (ICU).

Les îlots de chaleur urbain (ICU) résultent des transformations de l'occupation du sol, de la régression de la couverture végétale et des effets du changement climatique (Halder et al., 2021). Ils se manifestent par une élévation significative des températures dans les milieux urbains par rapport aux zones rurales adjacentes (Badugu et al., 2023). L'artificialisation croissantes des surfaces, notamment par l'utilisation de matériaux imperméables tels que le béton et l'asphalte, altère les propriétés thermiques de la surface terrestre, en réduisant la capacité de régulation thermique des espaces verts (Jahangir et al., 2024; Pereira et al., 2024). Ainsi, les ICU peuvent exacerber les vagues de chaleur, augmenter la consommation énergétique et affecter la santé publique (Aquino-Martínez et al., 2025; Cichowicz et Bochenek, 2024; Tehrani et al., 2024).

La température de surface terrestre (LST) représente une variable clé dans l'analyse des dynamiques climatiques à l'échelle globale. Elle intervient de manière déterminante dans les calculs de bilans radiatifs, les études thermiques de surface et la modélisation des scénarios liés au changement climatique (Meng et al., 2021; Reiners et al., 2023). Selon Wu et al., (2022), elle constitue un indicateur représentatif pour l'étude de l'environnement thermique urbain.

La télédétection s'impose dès lors comme un outil essentiel pour l'étude des îlots de chaleur urbains, en permettant l'acquisition de données spatialisées et précises sur la température de surface ainsi que sur les dynamiques d'occupation du sol (Almeida et al., 2021; Liang et al., 2024). Parmi les satellites d'observation de la Terre disponibles, les missions Landsat en particulier Landsat 7 (ETM+), Landsat 8 et Landsat 9 se distinguent par leurs capteurs performants, capables de fournir des images multispectrales à haute résolution. Ces capteurs intègrent également des bandes thermiques, permettant une analyse fine de la température de surface. Des études (Kaplan et al., 2018; Khalil et Kumar, 2025; Sekertekin et Bonafoni, 2020) ont montré l'efficacité de Landsat 8 pour évaluer l'intensité et la distribution spatiale des ICU, en corrélant les données de température avec les caractéristiques d'occupation du sol.

Dans cette perspective, la présente étude se focalise sur l'analyse du phénomène des îlots de chaleur urbains au sein de la région métropolitaine des Cayes. Il s'agit d'une première investigation de ce type dans cette région du Sud d'Haïti, une zone particulièrement exposée aux vagues de chaleur, notamment dans la ville des Cayes. L'exploitation des images satellitaires Landsat 8 pour l'analyse de la distribution spatiale des ICU permettra de cartographier précisément les zones les plus à risque. Cette approche est de nature à fournir des éléments clés pour soutenir la prise de décision en matière d'aménagement urbain et l'élaboration de stratégies d'atténuation ciblées,

visant à limiter les effets des îlots de chaleur urbains sur les populations locales (Bensi & Esquivel, 2024). Elle peut renforcer également la compréhension des enjeux territoriaux spécifiques et appuie le développement de solutions adaptées aux réalités environnementales locales.

## **1.1 Objectifs**

L'objectif principal de l'étude consiste à cartographier et analyser la distribution spatiale des îlots de chaleur urbains (ICU) dans la région des Cayes.

Les objectifs spécifiques sont les suivants :

- Identifier les zones les plus touchées par les îlots de chaleur;
- Comprendre les facteurs contributifs comme les aires urbaines, la végétation, la topographie ;
- Déterminer des indices ou métriques permettant d'établir l'influence des modes d'occupation des sols sur la température de surface ;
- Proposer des recommandations pour atténuer les effets des ICU.

## **2 Matériel et méthodes**

### **2.1 Site d'étude**

La zone d'étude couvre une superficie de 732 km<sup>2</sup> et inclut partiellement plusieurs communes du département du Sud d'Haïti, parmi lesquelles figurent Les Cayes, Cavaillon, Saint-Louis-du-Sud et Torbeck (Figure 1).

Les Cayes, troisième ville du pays par son importance démographique, économique et administrative, constitue le cœur de la presqu'île du sud d'Haïti. Son rôle central en fait un lieu privilégié pour observer les impacts de l'urbanisation accélérée et des changements climatiques, notamment à travers la formation d'îlots de chaleur urbains.

D'après les données de l'IHSI (2024), la région du Sud d'Haïti compte une population totale de 955 607 habitants. Parmi les localités incluses dans la zone d'étude, la ville des Cayes regroupe 153 560 habitants selon cette même source.



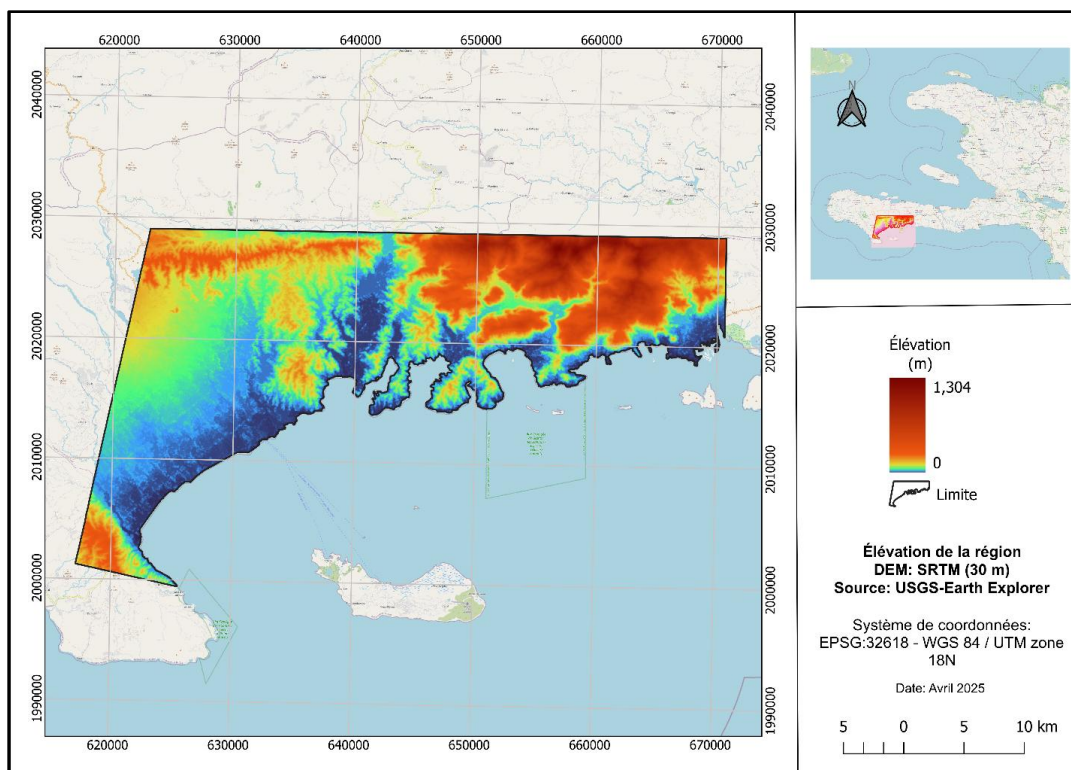
**Figure 1.** Représentation de la zone d'étude des îlots de chaleur, dans le Sud d'Haïti.

### 2.1.1 Caractéristiques géomorphologiques et pédologiques

La région se distingue par une grande variété de paysages, oscillant entre des zones côtières, des reliefs montagneux, des plaines agricoles et des espaces urbains densément peuplés. Elle englobe une partie côtière dans la partie sud-est, dominée par une grande variation d'altitude, oscillant de 0 m par rapport au niveau moyen de la mer à 1300 m environ avec la partie Est comme étant la plus montagneuse (Figure 2).

La géologie de la région a été décrite de manière détaillée pour la première fois par Woodring et al. (1924), puis reprise par Maurrasse (1982). La formation géologique, nommée formation de Macaya, remonte au Crétacé et se caractérise par une prédominance de calcaire aux teintes variées, dues à la présence d'argiles et d'autres impuretés.

Ainsi, dans les zones de basse altitude (plaine des Cayes, Torbeck), des dépôts sédimentaires d'origine calcaire constituent le matériau parental des différents types de sols chimiquement riches qui s'y développent.



**Figure 2.** Répartition de l'élévation dans la zone d'étude à partir d'un modèle numérique de terrain. Selon le système de classification *Soil Taxonomy*, on y retrouve principalement des sols tels que les Mollisols, les Inceptisols et les Alfisols. En revanche, dans les zones d'altitude et à fortes pentes, ce sont les Entisols qui prédominent.

### 2.1.2 Végétation et occupation des sols dans la région

Dans le Sud d'Haïti, la végétation est très variée en raison du climat, du relief et des sols (Robart, 1984). On y trouve des mangroves dans les zones côtières humides, des forêts sèches dans les plaines et les versants ensoleillés, et des forêts plus denses dans les zones en altitude. La flore s'adapte à chaque milieu, allant des plantes xérophiiles dans les zones arides aux feuillus tropicaux dans les zones plus humides.

Les montagnes du Sud, comme la chaîne de la Hotte, renferment des forêts d'altitude très riches en espèces endémiques, notamment des forêts de pins et des forêts à feuillage persistant. Ces écosystèmes, essentiels pour la biodiversité, sont cependant menacés par la déforestation, les feux et l'agriculture, ce qui perturbe l'équilibre écologique de la région.

La région étudiée présente une grande diversité de catégories d'occupation du sol, conformément à la classification établie par Churches et al., (2014) pour l'ensemble du territoire haïtien.

L'occupation du sol dans la région des Cayes se caractérise par une prédominance des zones urbanisées, principalement concentrées autour de la ville des Cayes, principal pôle urbain du sud d'Haïti. Des centres urbains secondaires sont également présents, notamment dans les municipalités d'Aquin, de Saint-Louis-du-Sud, de Camp-Perrin et de Torbeck. Parallèlement, l'agriculture intensive façonne largement le paysage, en particulier dans les plaines littorales, où la riziculture domine dans la plaine de Torbeck. Les zones périphériques, comme celles de Camp-Perrin, présentent des systèmes agricoles plus diversifiés incluant le maïs et les cultures maraîchères. En altitude, les pratiques agricoles reposent sur la culture du maïs et des tubercules, souvent intégrées à des systèmes agroforestiers favorisant la conservation des sols. Enfin, les espaces non anthropisés se composent de formations herbacées, de sols nus et de plans d'eau, complétant ainsi la mosaïque paysagère de la région.

## **2.2 Données**

### **2.2.1 Données satellitaires et autres données spatiales**

Dans le cadre de l'analyse des îlots de chaleur urbains (ICU), un ensemble de données multisources a été mobilisé afin de caractériser la distribution spatiale de la température de surface (LST – *Land Surface Temperature*) dans la région d'étude (Tableau 1). L'analyse repose principalement sur une image satellitaire acquise par Landsat 8 le 1er juin 2020 à l'heure locale 11h14min26s (15h14 UTC), période correspondant au début de la saison chaude dans le sud d'Haïti. Bien que cette saison s'étende de juin à septembre, elle coïncide également avec la période humide, marquée par une forte nébulosité susceptible d'altérer la qualité des images satellitaires. L'image sélectionnée présente toutefois une couverture nuageuse relativement faible (5,46 %), une qualité radiométrique élevée (niveau 9), ainsi qu'un angle d'élévation solaire de 67,56° et un azimut solaire de 77,26°, conditions favorables à une bonne observation de la surface.

L'analyse thermique a permis de mettre en évidence les contrastes de température entre différentes unités territoriales, facilitant l'identification des zones à forte intensité thermique, caractéristiques des ICU.

En complément de l'imagerie satellitaire, des données administratives vectorielles ont été intégrées pour mieux contextualiser les résultats à l'échelle des entités locales. De plus, un modèle numérique de terrain (MNT) a été utilisé afin d'évaluer l'influence du relief sur la répartition thermique. Cette approche intégrée, combinant données thermiques, spatiales et topographiques,

a permis d'affiner la compréhension des facteurs environnementaux et anthropiques qui régissent la variabilité spatiale des températures de surface dans la région analysée.

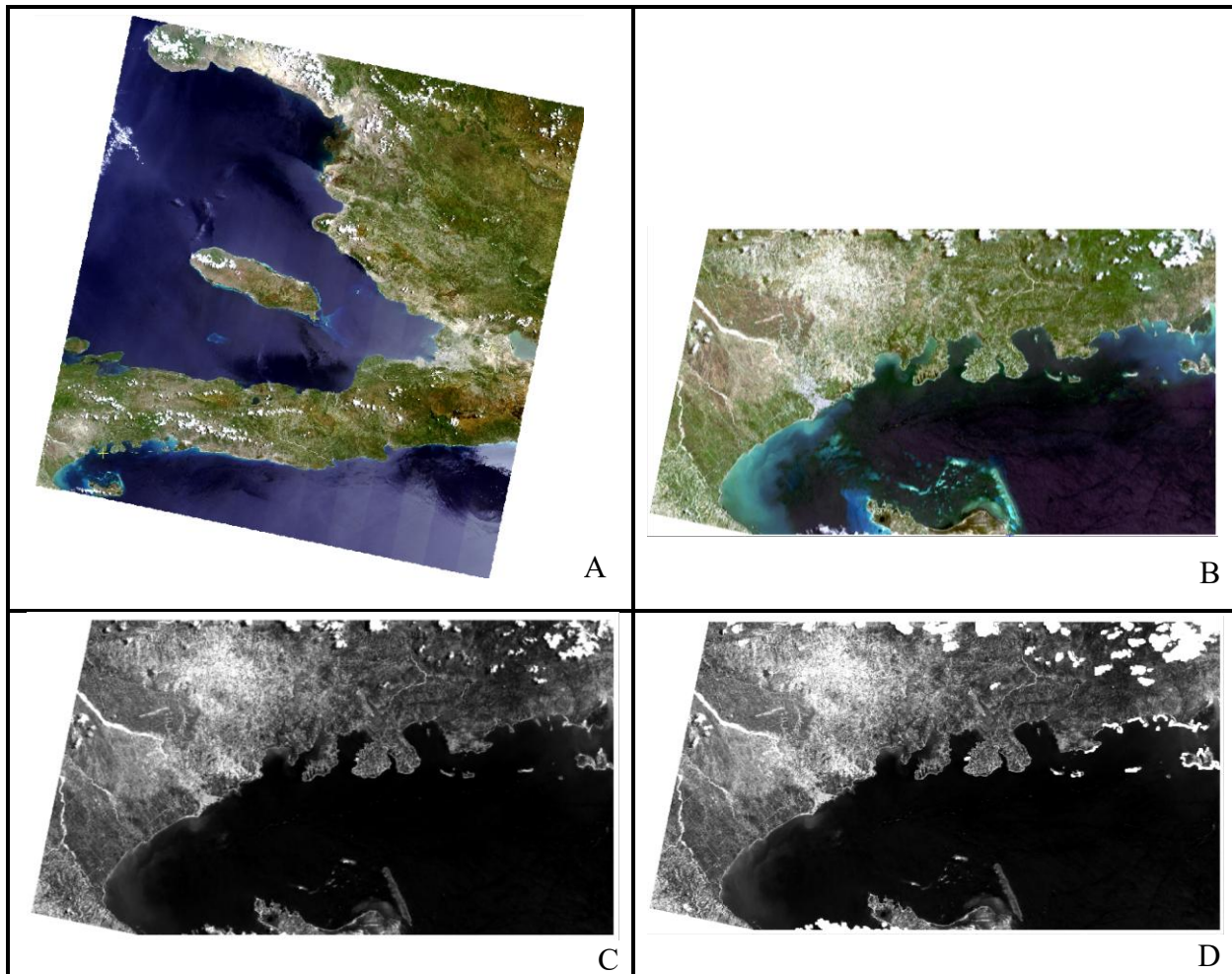
**Tableau 1.** Données de géomatique utilisées dans cette étude

Type de données	Format	Échelle	Source	Utilisation
Landsat 8	Matriciel/raster	-	USGS Earth Explorer	- Classification de l'utilisation ; - Carte de température de surface
Données administratives de la région	Vectériel (polygones)	1 / 50 000	CNIGS, Haïti	Découpage administratif de la région d'étude
MNT de SRTM	Raster (30 m)	-	USGS Earth Explorer	- Correction atmosphérique des images/réflectance au sol; - Appréciation de l'élévation de la région sous étude

### 2.2.2 Pré-traitement des données

Les données ont été soumises à plusieurs étapes de prétraitement avant leur utilisation. Tout d'abord, les images multispectrales de Landsat 8 issues de la plateforme *USGS Earth Explorer*, ont été recoupées après l'assemblage des différentes bandes d'intérêt (Figure 3). Ces bandes comprennent les bandes optiques, le bleu (bande 2), le vert (3), le rouge (4), le proche infrarouge (5), l'infrarouge à ondes courtes ou SWIR (6), ainsi que la bande thermique (bande 10), couvrant une plage spectrale de 10,60 à 11,19  $\mu\text{m}$ .

À partir de la bande QA (Quality Assessment), les pixels correspondant aux nuages et à leurs ombres ont été masqués afin d'éviter qu'ils n'affectent les valeurs radiométriques des cellules environnantes.



**Figure 3.** Couleur naturelle de l'image brute entière (A) ; image extraite (B) ; bande 4 extraite (C) ; image avec nuages masqués (D)

La correction pour la réflectance au sol, se basant sur le modèle du transfert radiatif, a été réalisée sur les images optiques. Cette étape de prétraitement permet d'éliminer les interférences, pour ne conserver que le signal réellement réfléchi par les surfaces terrestres. Grâce à ce type de prétraitement, des indices spectraux peuvent être déterminés pour des analyses subséquentes approfondies en lien avec les îlots de chaleur.

La correction du Modèle Numérique de Terrain (MNT) a été réalisée afin d'éliminer les valeurs aberrantes et d'assurer une représentation plus réaliste du relief. Cette étape vise principalement à rendre le modèle hydrologiquement cohérent, c'est-à-dire capable de représenter correctement les écoulements de surface. Un MNT corrigé de cette manière devient ainsi pleinement exploitable pour des analyses hydrologiques fiables, telles que la délimitation des bassins versants ou la modélisation du ruissellement.

Le MNT a été, entre autres, utilisé durant le processus de correction atmosphérique des images optiques, en se servant de l'outil ATCOR, disponible dans Catalyst Professional 2223. Les paramètres fournis dans le fichier de métadonnées de l'image ont été exploités de manière semi-automatisée afin de corriger les effets liés à l'atmosphère, notamment ceux causés par les aérosols. Cette étape de prétraitement a permis d'améliorer la précision des valeurs de réflectance en surface, en éliminant les interférences atmosphériques dues aux gaz et aérosols (particules solides ou liquides en suspension dans l'atmosphère) affectant les données optiques.

## 2.3 Méthodologie

La méthodologie mise en œuvre dans cette étude s'articule autour de plusieurs étapes clés, comprenant, la classification des types d'occupation du sol, la production d'indices spectraux pertinents et l'estimation de la température de surface. Les cartes thématiques générées à partir de ces traitements constituent la base d'une analyse spatiale approfondie, visant à explorer les relations entre la distribution de la température de surface et les dynamiques d'occupation du sol dans la zone d'étude.

### 2.3.1 Détermination de la température de surface

La détermination de la température de surface (LST – *Land Surface Temperature*) constitue une étape centrale de l'analyse, notamment pour l'identification des îlots de chaleur urbains (ICU). Dans cette étude, la LST a été dérivée à partir des données thermiques de la bande 10 de Landsat 8, en appliquant un processus de correction atmosphérique basé sur une approximation du modèle MODTRAN (*MODERate resolution atmospheric TRANsmission*).

Ce modèle simule le transfert radiatif dans l'atmosphère et permet de corriger les effets liés aux gaz atmosphériques, à la vapeur d'eau et aux aérosols, en utilisant les paramètres inclus dans les métadonnées du satellite. L'application de MODTRAN permet ainsi de convertir la luminance mesurée au capteur en température de surface physique, en tenant compte des conditions atmosphériques au moment de la capture de l'image.

Les étapes d'application du modèle sont les suivantes :

- a) Conversion des valeurs numériques en radiance spectrale selon USGS

$$L_{\lambda} = ML \times Q_{cal} + A, \text{ où}$$

$L_{\lambda}$  : radiance spectrale TOA (Watts/m<sup>2</sup>·sr·μm)

ML : facteur multiplicatif spécifique à la bande, extrait des métadonnées (RADIANCE\_MULT\_BAND\_x, où x est le numéro de la bande)

A : Facteur additif spécifique à la bande, extrait des métadonnées (RADIANCE\_ADD\_BAND\_x) ;

Qcal : Valeurs numériques des pixels du produit standard (DN), calibrées et quantifiées;

b) Calcul de la température de brillance

La température de brillance se calcule par la formule ci-après, et les paramètres K1 et K2 sont tirés du fichier des métadonnées de l'image.

$$T_b = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L\lambda} + 1\right)}, \text{ avec, } K_1 : 774,8853, K_2 : 1321,0789$$

c) Estimation de la température de surface (LST)

En tenant compte de l'émissivité du sol ( $\varepsilon$ ) et des effets atmosphériques simulés avec MODTRAN, la température de surface est donnée par la relation :

$$T_s \text{ ou LST} = \frac{T_b}{1 + \left(\frac{\lambda T_b}{\rho}\right) \cdot \ln(\varepsilon)}, \text{ avec}$$

Tb : Température de brillance ;

$\lambda$  : longueur d'onde centrale de la bande 10 ( $\approx 10,895 \mu\text{m}$ ) ;

$\rho = \frac{h \cdot c}{\sigma}$ , avec  $h$ , constante de Planck ( $6,626 \times 10^{-34} \text{Js}$ ) ;  $c$ , vitesse de la lumière ( $2,998 \times 10^8 \text{m/s}$ ) ;

et  $\sigma$ , Constante de Boltzmann ( $1,38 \times 10^{-23} \text{J/K}$ ).

$\varepsilon$  : émissivité de surface

L'émissivité est attribuée en fonction des valeurs de NDVI, conformément aux classes définies dans le tableau 2.

**Tableau 2.** Émissivité en fonction de NDVI associé aux types de surface

Condition sur NDVI	Type de surface	Formule ou valeur assignée
PIR ou NIR < 0,1	Eau	$\varepsilon = 0,97$
NDVI < 0,15	Sol nu ou sans végétation	$\varepsilon = 0,88$
0,15 <= NDVI < 0,7	Végétation partielle	$\varepsilon = 1 + 0,05 \times \ln(\text{NDVI})$
NDVI >= 0,7	Végétation dense (forêt)	$\varepsilon = 0,985$

Une fois la température de surface estimée, une comparaison a été effectuée entre les zones urbaines et les zones rurales avoisinantes afin d'identifier les ICU. Un seuil thermique a été défini pour délimiter ces zones, fixé à une différence minimale de 2 à 3 °C entre la température d'une zone urbanisée et celle des zones rurales de référence. Cette méthode permet de cartographier l'intensité et la distribution spatiale des ICU à l'échelle locale.

Une analyse des résultats est nécessaire afin de mettre en évidence des corrélations entre les fortes températures de surface et les surfaces bâties, en lien avec l'artificialisation du sol et la faible couverture végétale.

Le modèle de transfert radiatif MODTRAN a déjà été utilisé par plusieurs auteurs (Dave et al., 2025; Rosas et al., 2017; Ye et al., 2023) dans des études portant sur la dynamique thermique urbaine.

Cependant, devant les difficultés d'implémenter l'algorithme MODTRAN, une approximation basée sur des études antérieures (Sobrino et al., 2004) a servi à la détermination de la température de surface, en simulant les paramètres. Il faut souligner qu'une approximation de MODTRAN correspond à une représentation simplifiée, mathématique ou numérique, visant à reproduire ses résultats tout en réduisant le coût de calcul. Elle repose notamment sur des simulations préalablement générées à l'aide de MODTRAN. Son application a été rendue possible grâce à un script python exécuté sur QGIS 3. 28.

### 2.3.2 Classification de l'utilisation des sols

La classification des catégories d'occupation du sol a constitué une étape essentielle pour identifier les types de surface associés aux températures les plus élevées dans la zone d'étude. À cette fin, cinq classes d'occupation : zones bâties, surfaces agricoles, forêts, sols nus/terres agricoles nues et plans d'eau, ont été définies, ainsi qu'une classe additionnelle correspondant aux zones nuageuses, en raison de la présence de nuages sur l'image analysée. La classification a été réalisée à partir d'une image composite intégrant les bandes optiques corrigées (bandes 2, 3, 4, 5) et l'indice NDVI, utilisés comme variables explicatives.

Une classification supervisée a été menée en s'appuyant sur un échantillon de 300 points de contrôle, répartis entre les différentes classes cibles. Ces points ont été distribués de manière à refléter la variabilité spatiale des surfaces présentes sur l'image. Les classes dominantes, souvent hétérogènes (ex. : zones agricoles ou bâties), ont été davantage échantillonnées, tandis que les

classes plus homogènes, telles que les plans d'eau, ont nécessité moins de points. L'objectif était d'assurer une représentation équilibrée et fiable des différentes catégories.

Par ailleurs, durant le processus de classification, 70% de l'échantillon a été utilisé pour l'entraînement des algorithmes et 30% pour la validation.

Le package *rasclass* (Wiesmann & Quinn, 2016) du programme R CRAN a été mobilisé pour appliquer cinq algorithmes de classification : Maximum de vraisemblance, *Random Forest*, *Support Vector Machine* (SVM), régression logistique, et les réseaux de neurones artificiels. Le choix du modèle final s'est basé sur l'évaluation des performances à l'aide du coefficient kappa dérivé de la matrice de confusion.

Il convient de noter que les algorithmes comme *Random Forest* et les réseaux de neurones normalement se révèlent particulièrement performants, notamment lorsque les relations entre les variables explicatives (bandes spectrales) et la variable réponse (classe d'occupation du sol) sont complexes et non linéaires.

Ce package a déjà été utilisé dans la classification de l'utilisation et la couverture des sols (La Rosa et Wiesmann, 2013).

### 2.3.3 Indices spectraux pour l'analyse de la température au sol

Trois indices spectraux ont été calculés comme étant des métriques nécessaires pour analyser la température de surface.

a) Le NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) est un indice spectral largement utilisé pour évaluer la densité et la vitalité de la végétation. Il est calculé à partir du proche infrarouge et du rouge, deux bandes sensibles à la réflectance végétale. En lien avec la température de surface, le NDVI permet d'identifier les zones où la végétation joue un rôle de régulateur thermique naturel. En effet, les surfaces densément végétalisées ont tendance à absorber moins de chaleur grâce à la transpiration des plantes et à l'ombrage naturel, ce qui entraîne une réduction locale de la température de surface. Ainsi, une forte valeur de NDVI est généralement associée à des zones plus fraîches.

Ainsi, les valeurs de NDVI s'échelonnent de -1 à 1. Les valeurs négatives sont généralement associées à l'eau, aux zones humides ou aux nuages. Les valeurs proches de zéro correspondent aux surfaces minérales telles que le sol nu ou les zones bâties. En revanche, les valeurs proches de 1 indiquent une végétation dense et en bonne santé.

La formule utilisée pour le calcul de NDVI est la suivante :

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR}-\text{Red}}{\text{NIR}+\text{Red}}$$

NIR : Proche infrarouge (bande 5 de Landsat 8) ;

Red : rouge (bande 4 de Landsat 8)

b) Le NDBI (*Normalized Difference Built-up Index*) est utilisé pour détecter les zones bâties en s'appuyant sur la différence de réflectance entre l'infrarouge à ondes courtes (SWIR) et le proche infrarouge (NIR). Les zones urbaines, souvent imperméables et minérales, ont tendance à stocker davantage de chaleur, ce qui augmente significativement la température de surface. Une forte valeur de NDBI est donc souvent corrélée à une LST élevée. L'analyse croisée entre le NDBI et la température de surface permet ainsi de localiser les zones où l'urbanisation contribue le plus à l'effet d'îlot de chaleur.

Les valeurs négatives indiquent généralement la présence de végétation, de zones humides ou de sols nus, tandis que les valeurs positives sont caractéristiques des zones fortement urbanisées ou bâties.

La formule utilisée pour le calcul de NDBI est la suivante :

$$\text{NDBI} = \frac{\text{SWIR}-\text{NIR}}{\text{SWIR}+\text{NIR}}$$

SWIR : Infrarouge à ondes courtes (bande 6 de Landsat 8)

NIR : Proche infrarouge (bande 5 de Landsat 8)

c) L'indice UHI (*Urban Heat Island*) fait directement référence au phénomène d'îlot de chaleur urbain, qui se manifeste par des températures de surface plus élevées dans les zones urbanisées par rapport aux zones rurales environnantes. Le calcul de l'UHI repose souvent sur la différence de LST entre les zones bâties et les zones non bâties (souvent végétalisées ou agricoles). Cet indice permet de quantifier l'intensité de l'effet d'îlot de chaleur urbain, mettant en évidence l'impact de l'urbanisation et du manque de couverture végétale sur l'augmentation des températures locales. Combiné aux indices NDVI et NDBI, il offre une vision intégrée de la dynamique thermique en milieu urbain.

Ainsi, le UHI se calcule de la manière suivante :

$UHI = LST_{\text{urbain}} - LST_{\text{rural}}$ , avec

$LST_{\text{urbain}}$  : Température moyenne des zones bâties ;

$LST_{\text{urbain}}$  : Température moyenne des zones végétalisées ou non bâties;

L'indice ainsi obtenu a été classé en quatre niveaux d'intensité (Zhou et al., 2019): faible pour des valeurs inférieures à 2 °C ( $UHI < 2$ ), modéré pour des valeurs comprises entre 2 et 5 °C ( $2 \leq UHI < 5$ ), élevé entre 5 et 8 °C ( $5 \leq UHI < 8$ ), et extrême au-delà de 8 °C ( $UHI \geq 8$ ).

#### 2.3.4 Analyses statistiques et interprétations des résultats

La méthodologie adoptée dans cette étude repose sur la production de cartes thématiques des indices NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), NDBI (*Normalized Difference Built-up Index*) et UHI (*Urban Heat Island*) afin de représenter la distribution spatiale des îlots de chaleur urbains (ICU). Ces indicateurs permettent de caractériser respectivement la couverture végétale, l'intensité de l'urbanisation et les variations thermiques au sein du tissu urbain.

Des analyses statistiques à la fois descriptives et inférentielles ont été appliquées aux cartes d'indices spectraux ainsi qu'à celles de l'occupation du sol, dans le but d'identifier les facteurs influençant la variabilité spatiale de la température de surface dans la zone d'étude. Les paramètres statistiques de base, tels que les valeurs minimale, maximale, moyenne et l'écart-type, ont été extraits afin de caractériser la distribution des températures et des indices. Parallèlement, des analyses de corrélation ont été menées entre la température de surface et les indices NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) et NDBI (*Normalized Difference Built-up Index*), en vue d'évaluer les relations entre les propriétés spectrales de l'environnement urbain et la dynamique thermique observée.

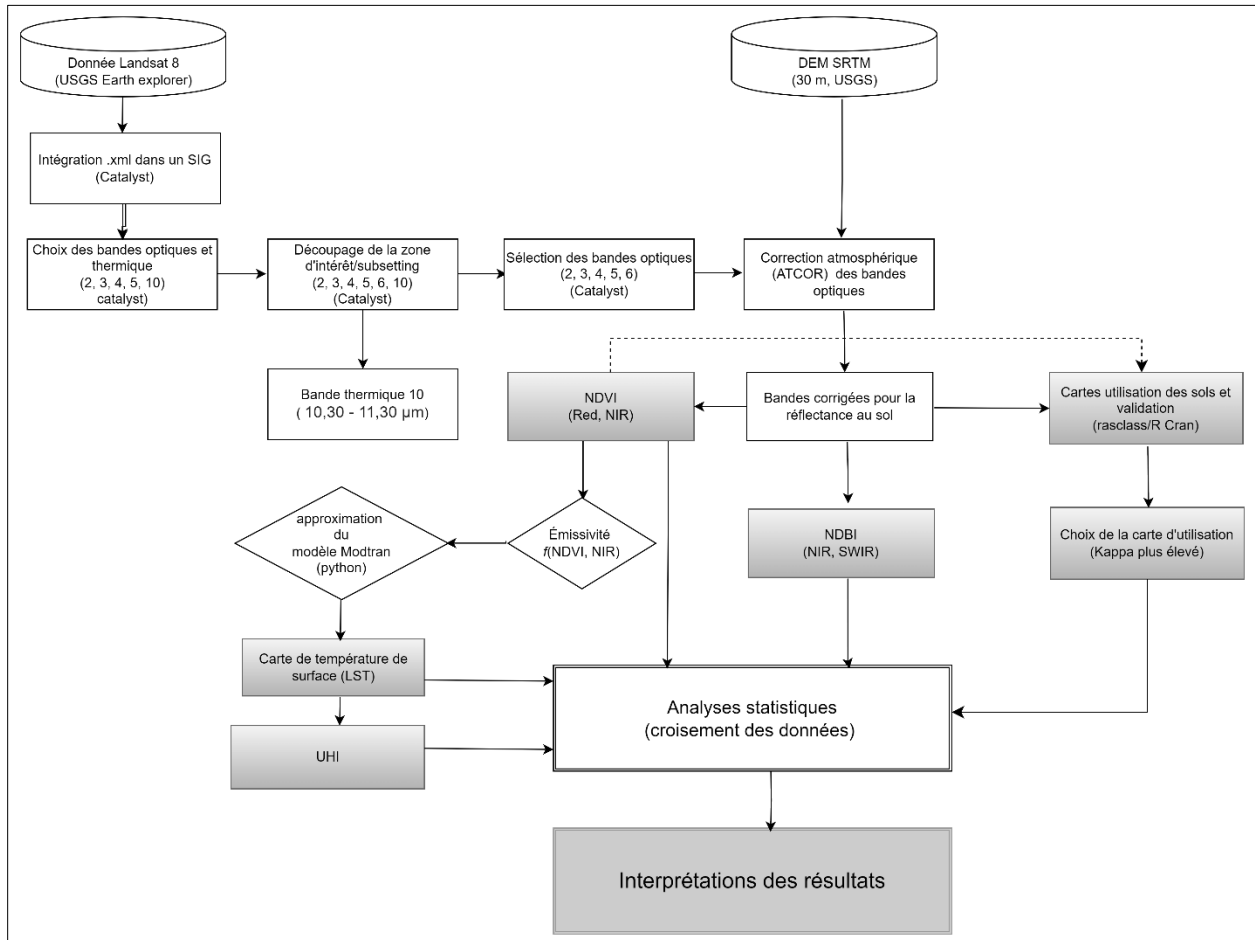
En complément, une analyse comparative de la température de surface selon les principales classes d'occupation du sol a été réalisée, permettant d'appréhender plus finement les interactions entre la densité de l'urbanisation, la couverture végétale et l'intensité des îlots de chaleur urbains (ICU). Cette dernière a été conduite à l'aide d'une analyse de variance (ANOVA) suivie d'un test post-hoc de Tukey HSD, justifiée par la normalité des distributions observées dans chaque groupe, conformément aux propriétés asymptotiques associées aux grands échantillons.

Dans cette optique, les données relatives aux ICU ont été croisées avec les données d'occupation du sol, après transformation de la carte d'occupation du sol en format vectoriel. Cette intégration

spatiale a permis de mieux appréhender les variations thermiques en fonction des différentes unités territoriales.

Enfin, les résultats obtenus ont été interprétés afin de formuler des conclusions sur les mécanismes responsables de l'intensification des îlots de chaleur urbains, et de proposer des pistes de recommandations en matière d'aménagement durable visant à atténuer leurs effets.

Le schéma conceptuel illustrant l'ensemble des étapes méthodologiques mises en œuvre dans cette étude est présenté à la Figure 4.



**Figure 4.** Schéma conceptuel de la méthodologie appliquée

### 3 Résultats et discussions

#### 3.1 Résultats de la classification de l'utilisation des sols

##### 3.1.1 Performance des cinq classificateurs utilisés

Les résultats issus des différentes méthodes de classification (Annexe) révèlent des performances globalement élevées, avec des indices kappa variant entre 0.77 (réseaux de neurones) et 0.90 (Random Forest). Le classificateur *Random Forest* se démarque par sa robustesse, affichant une précision globale très élevée, en particulier pour les classes Sols nus/terre agricole (0.92) et Agriculture (0.93), tout en maintenant une bonne capacité de généralisation sur l'ensemble des classes (Tableau 3). Les performances du classificateur Random Forest observées dans cette étude sont en accord avec celles rapportées par Jeune et al., (2018). D'autres travaux, notamment ceux de Belgiu et Drăguț, (2016), ont également confirmé l'efficacité de cet algorithme dans des contextes de classification appliquée à la télédétection. À l'inverse, les réseaux de neurones montrent une variabilité plus marquée dans les performances selon les classes, avec une précision utilisateur en baisse pour Forêt (0.76) et Agriculture (0.88), ce qui explique la valeur kappa plus faible (0.77). Cela peut être attribué à un surajustement local ou à une sensibilité plus élevée à la distribution des échantillons d'apprentissage.

**Tableau 3.** Performance des algorithmes dans la classification de l'utilisation des sols

Classificateur	Classe	Eau	Bâti	Agri	Sols nus/T. agr.	Forêt	Préc. Prd.
<i>RandomForest</i> kappa = 0.90	Eau	4	0	0	0	0	1.00
	Bâti	0	20	0	0	0	1.00
	Agriculture	0	0	25	0	3	0.89
	Sols nus/T. agr.	0	2	0	23	0	0.92
	Forêt	0	0	2	0	11	0.85
<b>Précision util.</b>		1.00	0.91	0.93	1.00	0.79	NA

Légende : Précision util. = précision de l'utilisateur ; Préc. Prd. = précision du producteur ; Agri : Agriculture

Par ailleurs, la classification par maximum de vraisemblance démontre une stabilité remarquable avec un kappa de 0.88, surtout pour les classes Bâti et Eau (précision utilisateur = 1.00). Le SVM (*Support Vector Machine*), avec un kappa de 0.89, affiche d'excellents résultats sur la classe Eau et Bâti, mais présente un taux d'erreur notable pour Forêt (précision producteur = 0.727), probablement lié à une confusion avec la classe Agriculture. La régression logistique, bien

qu'efficace pour certaines classes comme Sols nus/terre agricole (1.00), souffre de confusions entre Bâti et Agriculture, réduisant sa précision pour ces catégories. Ces résultats soulignent l'importance de choisir le classificateur en fonction de la nature des classes et des objectifs de l'étude, tout en tenant compte des compromis entre généralisation, précision locale et robustesse multi-classe.

### 3.1.2 Distribution spatiale des classes d'utilisation des sols

L'analyse des performances des classificateurs a permis de retenir l'algorithme *Random Forest* comme méthode la plus fiable pour la cartographie de l'occupation du sol dans ce cas spécifique. La carte résultante a ainsi été utilisée comme base pour l'estimation de l'indice d'îlot de chaleur urbain (UHI), en croisant les températures de surface (LST) avec les classes d'utilisation des sols. Parmi les cinq classes identifiées (Tableau 4), la classe agriculture domine largement le territoire, représentant 53 % de la superficie totale, soit environ 36 516 hectares. Elle est suivie par les sols nus et terres agricoles (22 %) et les zones bâties (15 %). Cette répartition spatiale des usages influence fortement la dynamique thermique régionale, les surfaces végétalisées et les espaces ruraux jouant un rôle modérateur sur les températures.

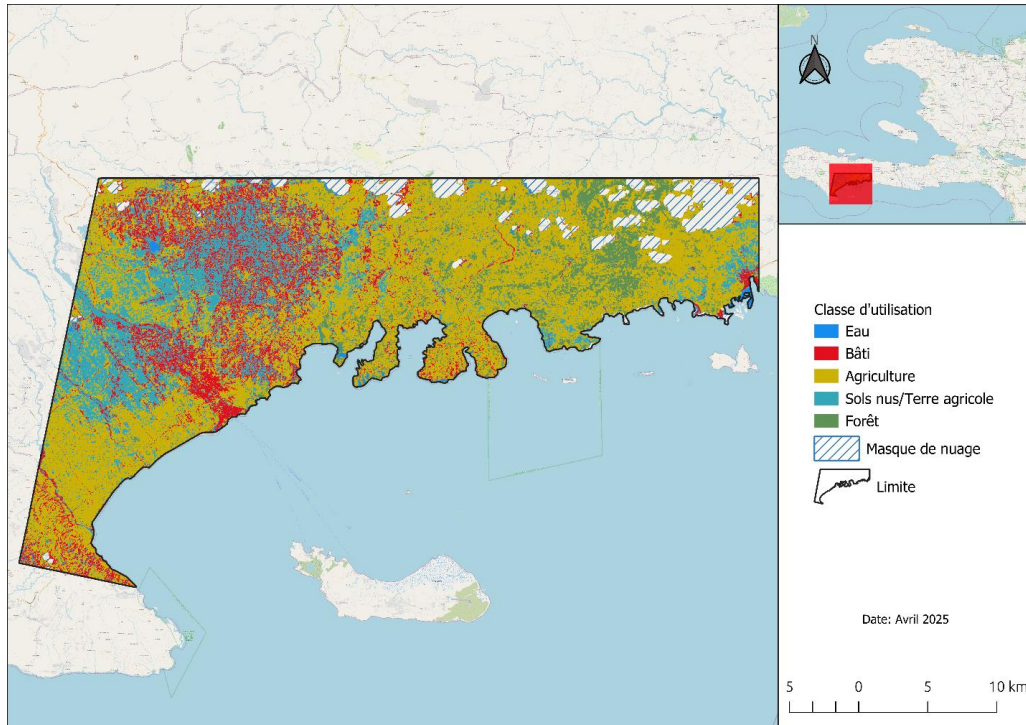
**Tableau 4.** Répartition des classes d'utilisation des sols

Classe	Surface <sup>1</sup> (ha)	Superficie (%)
Eau	517	1
Bâti	10275	15
Agriculture	36516	53
Sols nus / Terre agricole	15094	22
Forêt	6405	9

La carte d'occupation du sol du sud-ouest d'Haïti (Figure 5), établie pour le mois de juin 2020, met en évidence la répartition spatiale des principales classes d'utilisation des terres. Les zones bâties se concentrent majoritairement le long du littoral, traduisant une urbanisation accrue dans les basses altitudes, tandis que les surfaces agricoles dominent les espaces intérieurs. La couverture

<sup>1</sup> Superficie effective des classes, différente de

forestière apparaît principalement dans les zones d'altitude, suggérant une relative préservation des écosystèmes naturels en terrain montagneux. Les plans d'eau sont clairement délimités en bleu, alors que les hachures indiquent les secteurs masqués par une couverture nuageuse, ayant limité l'interprétation satellitaire. Cette cartographie constitue un outil fondamental pour l'analyse des interactions entre l'occupation du sol et les dynamiques environnementales, notamment en ce qui concerne le phénomène des îlots de chaleur urbains.

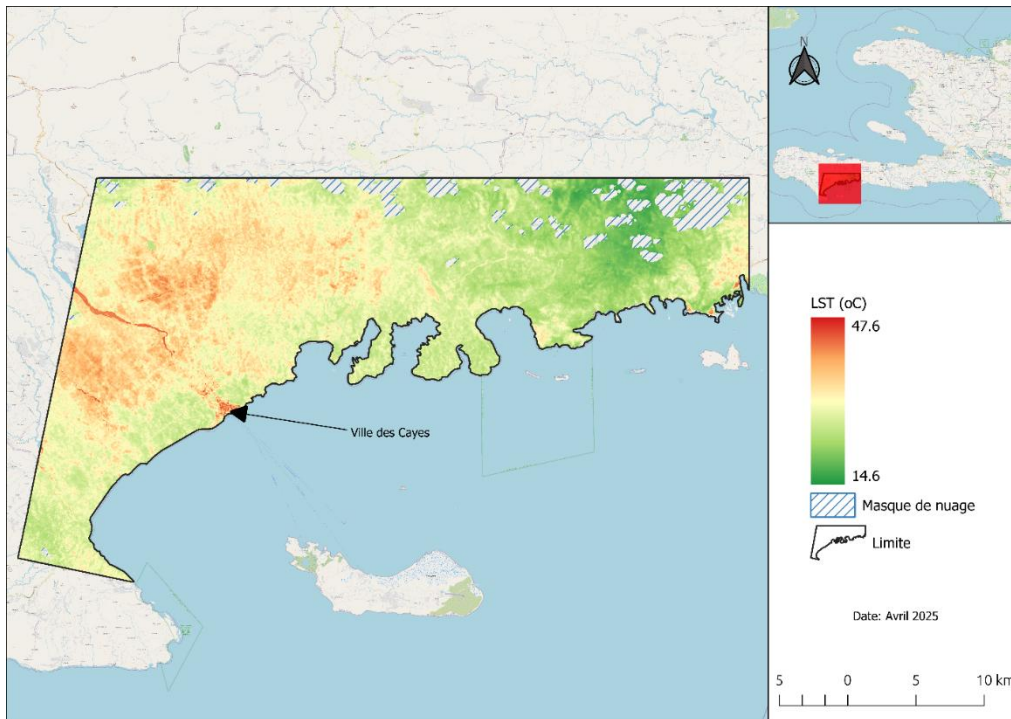


**Figure 5.** Utilisation des sols dans la région d'étude

### 3.2 Température de surface cartographiée

L'analyse de la carte de température de surface révèle une forte variabilité spatiale des températures, oscillant entre 14,6 °C et 47,6 °C, avec une température moyenne de  $29,6 \pm 4,6$  °C (Figure 6). Les zones présentant les températures les plus élevées, localisées principalement dans les secteurs côtiers urbanisés, se distinguent nettement par des teintes rougeâtres. Ces secteurs correspondent à la ville des Cayes, faisant partie des espaces fortement anthropisés, caractérisés par une imperméabilisation des surfaces, une faible couverture végétale et une densité bâtie élevée, conditions propices à la formation d'îlots de chaleur urbains (UHI). En revanche, les températures

les plus faibles, observées au nord-est et au sud-est de la zone, coïncident avec des milieux agricoles, forestiers et d'altitude, favorisant un effet de refroidissement par évapotranspiration.

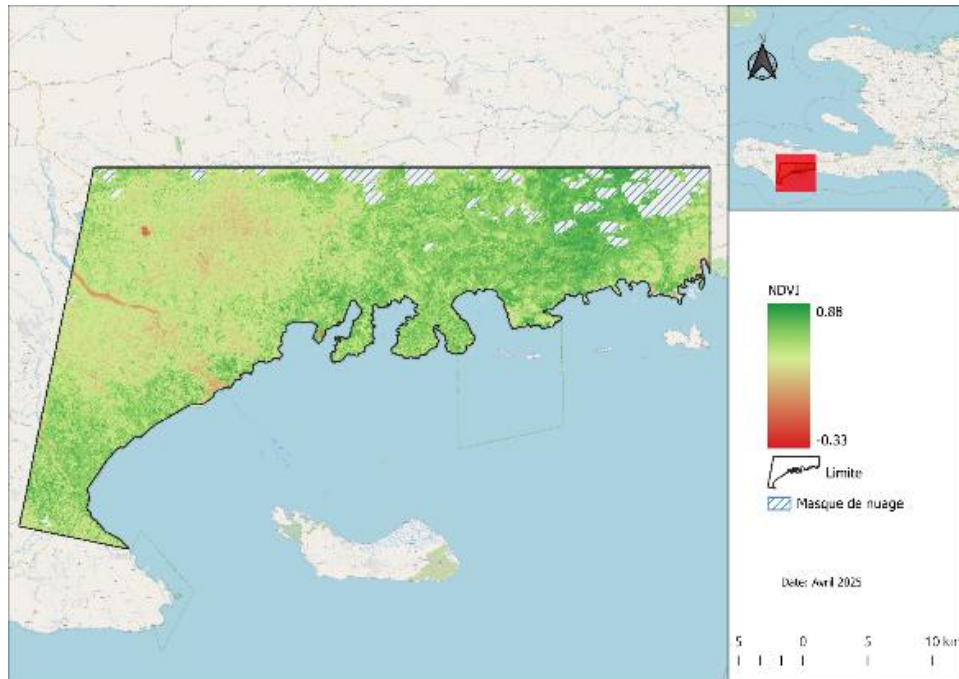


**Figure 6.** Distribution spatiale de la température de surface

La distribution spatiale observée traduit également un gradient thermique orienté de l'intérieur vers le littoral ouest, illustrant l'influence combinée de l'occupation du sol, de la topographie et de l'urbanisation sur la dynamique thermique de surface. Ces résultats mettent en évidence la nécessité d'une gestion adaptée de l'aménagement urbain, notamment pour limiter les effets thermiques induits par la densification des constructions en milieu tropical côtier.

### 3.3 Résultats des indices NDVI, NDBI et UHI

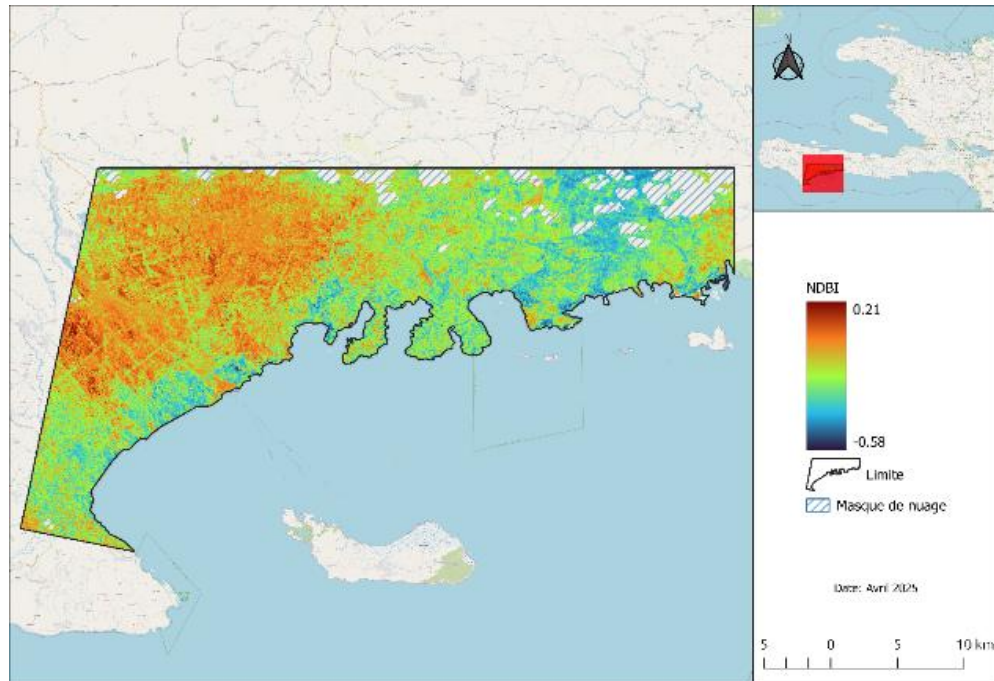
a) **NDVI.** L'indice de végétation (Figure 7) par différence normalisée (NDVI), calculé à partir des bandes rouges et proche infrarouge, a permis d'observer une variation allant de  $-0,33$  dans les plans d'eau légèrement turbides à  $0,88$  dans les zones végétalisées, notamment les fragments forestiers. Les zones bâties affichent également des valeurs négatives, témoignant de l'absence de couverture végétale. Par ailleurs, les espaces agricoles, représentés en vert pâle, occupent une portion importante de la zone d'étude.



**Figure 7.** Indice de végétation (NDVI) de la zone d'étude

b) **NDBI.** L'indice de construction de différence normalisée (NDBI-*Normalized Difference Built-up Index*) présente une variation allant de  $-0,58$  à  $0,21$  (Figure 8). Les valeurs négatives sont associées aux zones végétalisées ou aux secteurs plus frais, typiquement recouverts de forêts ou de cultures.

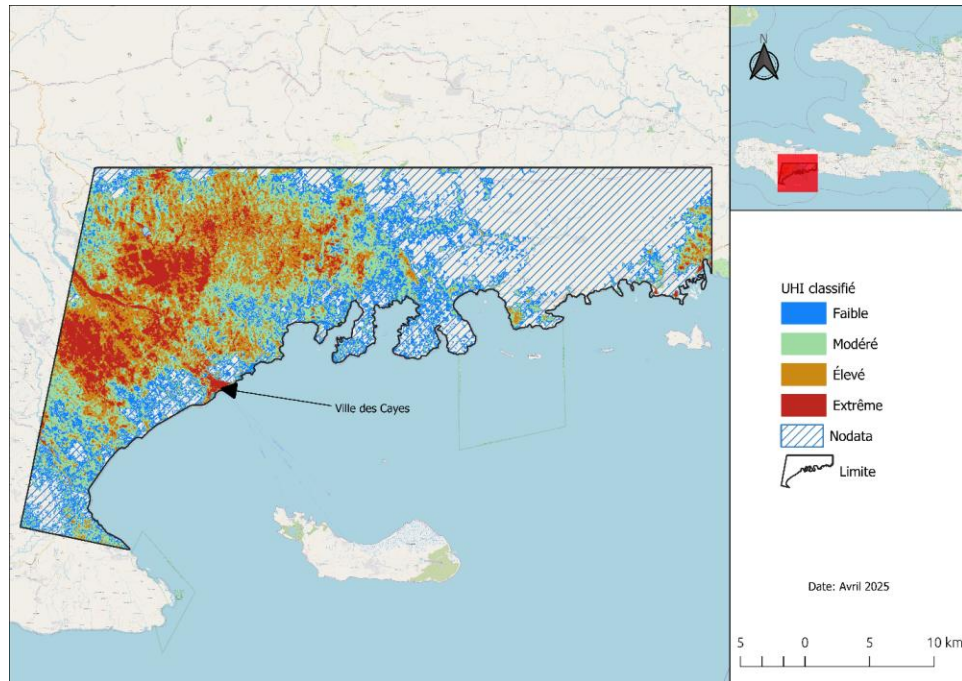
En revanche, les valeurs supérieures ou égales à  $0,20$  correspondent aux zones bâties ou artificialisées, caractérisées par une forte imperméabilisation. Les valeurs intermédiaires, comprises entre  $0$  et  $0,20$ , sont généralement représentatives des sols nus, tels que les terres agricoles récemment labourées ou les surfaces non végétalisées.



**Figure 8.** Indice de construction (NDBI) de la zone d'étude

c) **UHI.** L'analyse thermique met en évidence un contraste net entre les zones urbanisées et les milieux ruraux de la région des Cayes. La température moyenne y atteint 32,69 °C en milieu bâti, contre 27,26 °C dans les zones agricoles et forestières environnantes. Cet écart de 5,43 °C constitue un indice global d'îlot de chaleur urbain (UHI), correspondant à une intensité élevée selon la typologie de Zhou et al. (2019).

La carte des classes UHI (Figure 9), élaborée en soustrayant la température moyenne des zones rurales à la température de chaque pixel, révèle une répartition spatiale différenciée de l'intensité thermique. Les valeurs les plus élevées (UHI > 8 °C), représentées en rouge et orange, se concentrent autour du centre-ville des Cayes et de ses environs agricoles, où la combinaison de surfaces imperméables, de faible couverture végétale et d'activités humaines intensives favorise la surchauffe. À l'inverse, les zones en bleu et vert (<5 °C), correspondant à des milieux forestiers et agricoles, témoignent d'une moindre intensité thermique grâce à leur capacité de régulation par évapotranspiration.



**Figure 9.** Classes de l'indice des îlots de chaleur urbains

Ce gradient thermique marqué entre espaces urbanisés et ruraux souligne l'influence déterminante de l'occupation du sol sur la dynamique thermique locale. Ces résultats mettent en lumière la vulnérabilité accrue des zones densément peuplées face aux effets des îlots de chaleur, conformément souligné par Sidiqi et al. (2022). Ils appellent à la mise en œuvre de stratégies d'adaptation, telles que l'extension des espaces verts urbains et la préservation des ceintures agricoles en périphérie, afin d'atténuer l'impact thermique dans les zones critiques, notamment dans l'agglomération des Cayes.

### 3.4 Relations entre la température de surface, les indices et l'utilisation des sols

#### 3.4.1 Lien entre la température et les indices NDVI et NDBI

Les résultats présentés dans le tableau 5 mettent en évidence une relation statistiquement significative entre la température de surface (LST) et deux indices dérivés de la télédétection : le NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) et le NDBI (*Normalized Difference Built-up Index*). Une corrélation négative forte est observée entre le NDVI et la LST ( $r = -0,83$  ;  $R^2 = 0,68$  ;  $p < 0,001$ ), indiquant que les zones densément végétalisées présentent des températures de surface plus faibles, ce qui confirme le rôle de la végétation dans la régulation thermique via l'évapotranspiration. À l'inverse, le NDBI présente une corrélation positive notable avec la LST

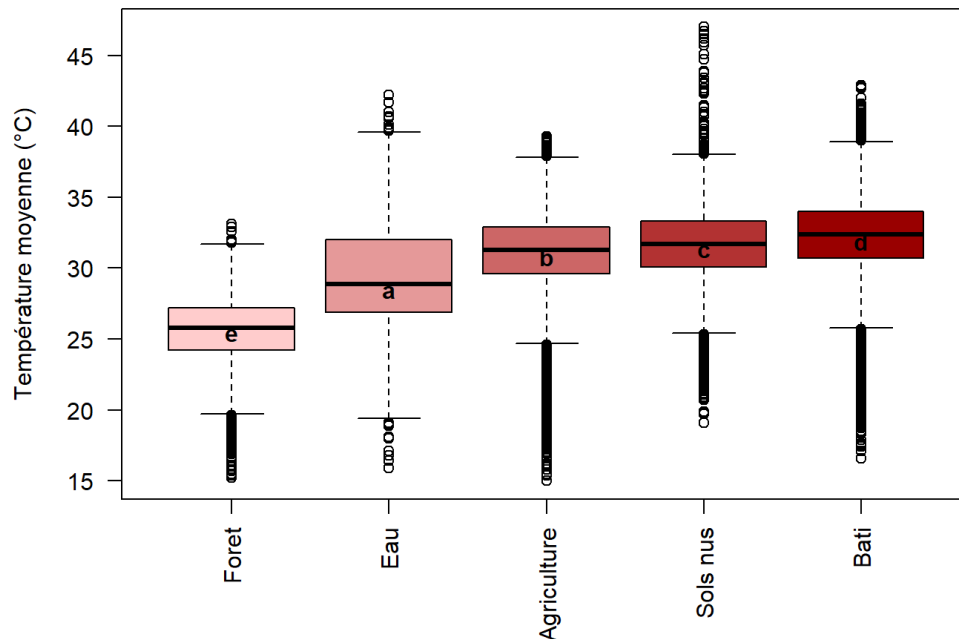
( $r = 0,78$  ;  $R^2 = 0,61$ ,  $p < 0,001$ ), soulignant que les zones bâties ou artificialisées sont associées à des températures plus élevées. Ces résultats traduisent clairement l'impact contrasté de l'occupation du sol sur la dynamique thermique de surface, et confirment que l'intensité des îlots de chaleur urbains (UHI) est étroitement liée à la structure paysagère et à la couverture végétale.

**Tableau 5.** Corrélations entre des indices et la température de surface (LST)

Paramètres	Coefficient de corrélation (r)	de	Coefficient de détermination ( $R^2$ )	de	p-valeur
NDVI	-0,83		0,68		0,0000
NDBI	0,78		0,61		0,000

### 3.4.2 Lien entre la température de surface et l'utilisation des sols

L'extraction des températures moyennes au sein des cinq classes d'occupation du sol a constitué la base de l'analyse de variance réalisée. Les résultats de l'ANOVA, appuyés par le test post-hoc de Tukey HSD, révèlent des différences hautement significatives entre les classes ( $p$ -value  $\ll 0,05$ ), comme le montre la Figure 10.



**Figure 10.** Variation statistique de la température selon une ANOVA associée au test de Tukey. Les lettres a, b, c, d, e indiquent une différence statistiquement significative entre les classes.

L'attribution de lettres distinctes à chaque groupe confirme la significativité statistique des écarts observés. Les zones forestières affichent la température moyenne la plus faible (25,5 °C), suivies des zones d'eau (29,5 °C), des zones agricoles (30,5 °C), des sols nus (31,6 °C), et des zones bâties, qui présentent la valeur la plus élevée (32,2 °C). Ces résultats illustrent l'impact de l'occupation du sol sur la dynamique thermique, soulignant le rôle amortisseur des milieux végétalisés face à l'intensification des îlots de chaleur urbains liée à l'artificialisation des surfaces. Ces résultats sont concordants avec ceux vérifiés par (Saha et al., 2021) qui ont analysé la relation spatiale entre l'occupation du sol (LULC) et la température de surface (LST) dans trois agglomérations urbaines de l'est de l'Inde.

### **3.5 Limites de l'étude**

Quoique les objectifs définis dans cette étude aient été atteints, l'une des principales limites de cette étude tient à la faible disponibilité d'images satellitaires récentes exemptes de couverture nuageuse, en particulier durant les mois les plus chauds comme juillet et août. Cette contrainte, fréquente en climat tropical, a restreint l'analyse à une image capturée à 11h14mn26s (heure locale), soit un horaire où les surfaces ne sont pas encore pleinement chauffées, ce qui limite la représentativité du pic thermique journalier. Par conséquent, l'intensité réelle des îlots de chaleur urbains (UHI) pourrait être sous-estimée, et la dynamique saisonnière de la température de surface est partiellement représentée, restreignant ainsi la portée des conclusions à l'échelle annuelle.

Par ailleurs, l'inaccessibilité à la version complète du modèle MODTRAN a limité la possibilité de générer des corrections atmosphériques plus spécifiques et adaptées aux conditions locales. De surcroît, l'absence de données de terrain n'a pas permis de valider la carte de température de surface (LST) à l'aide d'indicateurs comme l'erreur quadratique moyenne (RMSE). Cette absence de vérité terrain constitue un frein important à l'évaluation de la précision absolue des résultats. Bien que les tendances observées soient cohérentes avec les connaissances actuelles, une validation sur le terrain demeure indispensable pour renforcer la crédibilité des interprétations et assurer leur application dans les prises de décision.

## **4 Conclusion et recommandations**

L'étude menée dans la région des Cayes met en évidence la pertinence de la télédétection pour la cartographie et l'analyse de la dynamique thermique urbaine, en particulier à travers l'exploitation

des données Landsat 8 et des indices spectraux tels que le NDVI, le NDBI et l'UHI. Les résultats obtenus confirment que les zones bâties, caractérisées par une faible couverture végétale, sont les plus exposées aux surchauffes, tandis que les milieux agricoles et forestiers jouent un rôle majeur dans la régulation thermique. La carte d'occupation du sol, générée à l'aide de la classification supervisée par l'algorithme *Random Forest*, a permis d'établir une correspondance entre la structure spatiale du territoire et l'intensité des îlots de chaleur urbains (ICU). Les contrastes thermiques ainsi observés illustrent clairement l'effet de l'artificialisation des surfaces sur l'élévation des températures de surface.

Afin de renforcer la fiabilité et la transférabilité de ce type d'analyse, il est recommandé d'utiliser des images satellites récentes et sans couverture nuageuse, notamment durant les périodes critiques de l'année (juillet-août). L'intégration de données in situ s'avère également nécessaire pour valider les estimations thermiques dérivées des données satellitaires. En outre, la mise en œuvre de stratégies d'aménagement urbain axées sur l'augmentation des surfaces végétalisées et la réduction des matériaux imperméables constitue un levier essentiel pour limiter l'amplification des ICU. Le recours à des outils de correction atmosphérique avancés, tels que MODTRAN, représente également un atout méthodologique pour affiner la précision des analyses futures.

Compte tenu de la forte concentration des zones à haute intensité thermique autour de la ville des Cayes, il apparaît indispensable d'intégrer les résultats de cette étude dans les politiques locales de planification urbaine. La promotion de l'agroforesterie en périphérie, la reforestation des zones dégradées et une gestion rationnelle de l'expansion urbaine doivent être érigées en priorités par les décideurs. Par ailleurs, le verdissement de la ville des Cayes, en privilégiant les espèces locales adaptées aux conditions climatiques et écologiques, constitue une stratégie essentielle pour atténuer les îlots de chaleur urbains, améliorer le confort thermique et renforcer la résilience environnementale. Enfin, la sensibilisation des communautés aux impacts des ICU et à l'importance de la couverture végétale constitue un volet complémentaire indispensable pour renforcer la résilience territoriale face aux effets du changement climatique.

## Références bibliographiques

Almeida, C. R. de, Teodoro, A. C. et Gonçalves, A. (2021). Study of the Urban Heat Island (UHI) Using Remote Sensing Data/Techniques: A Systematic Review. *Environments*, 8(10), 105. <https://doi.org/10.3390/environments8100105>

- Aquino-Martínez, L. P., Ortega-Guerrero, B., Quintanar, A. I. et Díaz-Esteban, Y. (2025). Synoptic patterns and heatwaves: Intensifying urban heat islands in the Mexico Basin. *Urban Climate*, 59, 102318. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2025.102318>
- Badugu, A., Arunab, K. S., Mathew, A. et Sarwesh, P. (2023). Spatial and temporal analysis of urban heat island effect over Tiruchirappalli city using geospatial techniques. *Geodesy and Geodynamics*, 14(3), 275-291. <https://doi.org/10.1016/j.geog.2022.10.004>
- Belgiu, M. et Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24-31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
- Bensi, L. P., & Esquivel, R. A. (2024). Assessing the Surface Urban Heat Island Effect in Nueva Ecija, Philippines: A Decadal Analysis Using Landsat 8 Satellite Imagery. *International Journal of Research and Innovation in Applied Science*, 9(11), 427-433. <https://www.rsisinternational.org/journals/ijrias/digital-library/volume-9-issue-11/427-433.pdf>
- Churches, C. E., Wampler, P. J., Sun, W. et Smith, A. J. (2014). Evaluation of forest cover estimates for Haiti using supervised classification of Landsat data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 30, 203-216. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.01.020>
- Cichowicz, R. et Bochenek, A. D. (2024). Assessing the effects of urban heat islands and air pollution on human quality of life. *Anthropocene*, 46, 100433. <https://doi.org/10.1016/j.ancene.2024.100433>
- Dave, J. A., Pandya, V., Goettsche, F.-M., Varchand, H. K., Parmar, P. N., Desai, D. D., Kardani, D. B., Shah, D. B., Gujrati, A., Pathak, V. N., Trivedi, H. J. et Pandya, M. R. (2025). A hybrid physics-based method for estimating land surface temperature using radiative transfer simulations and machine learning model from Sentinel-3A SLSTR observations. *Earth Science Informatics*, 18(1), 150. <https://doi.org/10.1007/s12145-024-01530-0>
- Emmanuel, K. A. E., et Lucien, G. E. (2026). Les Espaces Verts Urbains Face aux Îlots de Chaleur: Une synthèse. Espace Sciences et Société. [Les Espaces Verts Urbains Face aux Îlots de Chaleur : Une synthèse - Archive ouverte HAL](#)
- Halder, B., Bandyopadhyay, J. et Banik, P. (2021). Evaluation of the Climate Change Impact on Urban Heat Island Based on Land Surface Temperature and Geospatial Indicators. *International Journal of Environmental Research*, 15(5), 819-835. <https://doi.org/10.1007/s41742-021-00356-8>
- Institut Haïtien de Statistique et d'Informatique (IHSI). Estimations désagrégées de la population haïtienne en 2024. Direction des Statistiques Démographiques et Sociales (DSDS) Juillet 2024. Ministère de l'Économie et des Finances (MEF), Haïti.
- Jahangir, M. H., Zarfeshani, A. et Arast, M. (2024). Investigation of green roofs effects on reducing of the urban heat islands formation (The case of a municipal district of Tehran City, Iran). *Nature-Based Solutions*, 5, 100100. <https://doi.org/10.1016/j.nbsj.2023.100100>
- Jeune, W., Francelino, M. R., Souza, E. de, Fernandes Filho, E. I. et Rocha, G. C. (2018). Multinomial Logistic Regression and Random Forest Classifiers in Digital Mapping of Soil Classes in Western Haiti. *Revista Brasileira de Ciência Do Solo*, 42, e0170133. <https://doi.org/10.1590/18069657rbc20170133>

- Kaplan, G., Avdan, U. et Avdan, Z. Y. (2018). Urban Heat Island Analysis Using the Landsat 8 Satellite Data: A Case Study in Skopje, Macedonia. *Proceedings*, 2(7), 358. <https://doi.org/10.3390/ecrs-2-05171>
- Kasniza Jumari, N. A. S., Ahmed, A. N., Huang, Y. F., Ng, J. L., Koo, C. H., Chong, K. L., Sherif, M. et Elshafie, A. (2023). Analysis of urban heat islands with landsat satellite images and GIS in Kuala Lumpur Metropolitan City. *Heliyon*, 9(8). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e18424>
- Khalil, M. et Kumar, J. S. (2025). Assessing Urban Heat Island Intensity in Damascus City Using Google Earth Engine and Landsat 8 and 9: a Comparative Analysis. *Remote Sensing in Earth Systems Sciences*. <https://doi.org/10.1007/s41976-025-00202-x>
- La Rosa, D. et and Wiesmann, D. (2013). Land cover and impervious surface extraction using parametric and non-parametric algorithms from the open-source software R: an application to sustainable urban planning in Sicily. *GIScience & Remote Sensing*, 50(2), 231-250. <https://doi.org/10.1080/15481603.2013.795307>
- Liang, X., Guo, S., Huang, C., Wang, B., Xiao, Y., He, J., Li, Y., Wang, M. et Guan, Q. (2024). Modeling the Subpixel Land-Use Dynamics and Its Influence on Urban Heat Islands: Impacts of Factors and Scale, and Population Exposure Risk. *Sustainable Cities and Society*, 107, 105417. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2024.105417>
- Maurrasse, F. J. R. (1982). *Survey of the Geology of Haiti: Guide to the Field Excursions in Haiti of the Miami Geological Society, March 3-8, 1982*. Miami Geological Society.
- Meng, C., Huang, C., Dou, J., Li, H. et Cheng, C. (2021). Key parameters in urban surface radiation budget and energy balance modeling. *Urban Climate*, 39, 100940. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2021.100940>
- Pereira, C., Flores-Colen, I. et Mendes, M. P. (2024). Guidelines to reduce the effects of urban heat in a changing climate: Green infrastructures and design measures. *Sustainable Development*, 32(1), 57-83. <https://doi.org/10.1002/sd.2646>
- R Development Core Team (2025). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>
- Reiners, P., Sobrino, J. et Kuenzer, C. (2023). Satellite-Derived Land Surface Temperature Dynamics in the Context of Global Change A Review. *Remote Sensing*, 15(7), 1857. <https://doi.org/10.3390/rs15071857>
- Robart, G. (1984). *Végétation de la République de Haïti*. Université scientifique et médicale de Grenoble.
- Rosas, J., Houborg, R. et McCabe, M. F. (2017). Sensitivity of Landsat 8 Surface Temperature Estimates to Atmospheric Profile Data: A Study Using MODTRAN in Dryland Irrigated Systems. *Remote Sensing*, 9(10), 988. <https://doi.org/10.3390/rs9100988>
- Saha, S., Saha, A., Das, M., Saha, A., Sarkar, R. et Das, A. (2021). Analyzing spatial relationship between land use/land cover (LULC) and land surface temperature (LST) of three urban agglomerations (UAs) of Eastern India. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 22, 100507. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100507>

- Sayad, B., Helmi, M. R., Osra, O. A., Abed, A. M. et Alhubashi, H. H. (2024). Microscale Investigation of Urban Heat Island (UHI) in Annaba City: Unveiling Factors and Mitigation Strategies. *Sustainability (Switzerland)*, 16(2). <https://doi.org/10.3390/su16020747>
- Sekertekin, A. et Bonafoni, S. (2020). Land Surface Temperature Retrieval from Landsat 5, 7, and 8 over Rural Areas: Assessment of Different Retrieval Algorithms and Emissivity Models and Toolbox Implementation. *Remote Sensing*, 12(2), 294. <https://doi.org/10.3390/rs12020294>
- Sidiqui, P., Roös, P. B., Herron, M., Jones, D. S., Duncan, E., Jalali, A., ... & Irshad, M. (2022). Urban Heat Island vulnerability mapping using advanced GIS data and tools. *Journal of Earth System Science*, 131(4), 266.
- Sobrino, J. A., Jiménez-Muñoz, J. C. et Paolini, L. (2004). Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5. *Remote Sensing of Environment*, 90(4), 434-440. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.003>
- Tehrani, A. A., Veisi, O., Kia, K., Delavar, Y., Bahrami, S., Sobhaninia, S. et Mehan, A. (2024). Predicting urban Heat Island in European cities: A comparative study of GRU, DNN, and ANN models using urban morphological variables. *Urban Climate*, 56, 102061. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2024.102061>
- Wiesmann, D., & Quinn, D. (2016). rasclass: supervised raster image classification. *R package version 0.2. 2*.
- Wu, Y., Shan, Y., Lai, Y. et Zhou, S. (2022). Method of calculating land surface temperatures based on the low-altitude UAV thermal infrared remote sensing data and the near-ground meteorological data. *Sustainable Cities and Society*, 78, 103615. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103615>
- Ye, X., Liu, R., Hui, J. et Zhu, J. (2023). Land Surface Temperature Estimation from Landsat-9 Thermal Infrared Data Using Ensemble Learning Method Considering the Physical Radiance Transfer Process. *Land*, 12(7), 1287. <https://doi.org/10.3390/land12071287>
- Zhou, D., Xiao, J., Bonafoni, S., Berger, C., Deilami, K., Zhou, Y., Froking, S., Yao, R., Qiao, Z. et Sobrino, J. A. (2019). Satellite Remote Sensing of Surface Urban Heat Islands: Progress, Challenges, and Perspectives. *Remote Sensing*, 11(1), 48. <https://doi.org/10.3390/rs11010048>

## Citation

Wesly Jeune (2026). Analyse de la distribution spatiale des îlots de chaleur dans la région des Cayes (Sud, Haïti). InfosNation-Espace Sciences et Société le 15 avril 2026. <https://infosnation.com/analyse-de-la-distribution-spatiale-des-ilots-de-chaleur-dans-la-region-des-cayes-sud-haiti/>