

Comprendre les déterminants du ressenti thermique humain à l'aide de l'intelligence artificielle : une expérience participative

Matteo Migliari^{1,2,*}, Kazuki Hayashi^{1,3}, Yan Ulanowski⁴, Stéphane Laporte⁴, Martin Hendel^{5,6}, Sophie Parison^{5,6}, Julien Despax², Loïc Chesne², and Olivier Baverel¹

¹ Laboratoire Navier, UMR 8205, École des Ponts, Université Gustave Eiffel, CNRS, UPE, 77420 Champs-sur-Marne, France

² Atelier Franck Boutté, 75119 Paris, France

³ Kyoto University, 606-8501 Kyoto, Japan

⁴ Sense-City, Laboratoire IMSE, Département COSYS, Université Gustave Eiffel, 77420 Champs-sur-Marne, France

⁵ LIED, UMR 8236, Université Paris Cité, CNRS, 75013 Paris, France

⁶ ESIEE Paris, département SEED, Université Gustave Eiffel, 93162 Noisy-le-Grand, France

Résumé. Le changement climatique exige une remise en question des pratiques d'urbanisation. Les environnements urbains influencent la relation des résidents avec les espaces extérieurs et intérieurs, avec des conséquences sur la consommation d'énergie et les rejets de chaleur à l'intérieur de ses limites. Les avantages de l'éclaircissement des revêtements de sol des espaces publics pour réduire les îlots de chaleur urbains ont été confirmés par la littérature scientifique, mais les effets de rebond en termes d'augmentation de la sensation thermique extérieure (OTS) doivent encore être analysés par des expériences empiriques. Cette étude présente les résultats d'une expérience participative de confort thermique impliquant 75 volontaires exprimant des votes de sensation thermique (TSV) à l'aveugle sur des revêtements de surface de différentes réflectivités. Chaque TSV était lié aux caractéristiques physiques et psychologiques du sujet, à son emplacement et aux conditions microclimatiques au moment du vote. 714 chaînes de données collectées lors de la canicule d'août 2022 ont été traitées par des méthodes d'intelligence artificielle (IA) successives : apprentissage supervisé, explications additives de Shapley, réduction de dimension par approximation et projection uniforme de la variété (UMAP), et regroupement hiérarchique basé sur la densité des applications avec bruit (HDBSCAN). Ce post-traitement a permis de définir des

* Corresponding author: matteo.migliari@enpc.fr

clusters caractérisés par une répartition similaire des 10 variables les plus influentes sur le TSV, résultant en des valeurs TSV similaires. Les calculs d'IA et l'analyse des graphiques sur DesignExplorer ont montré que les pavés réfléchissants aggravent le stress thermique des personnes. Ces résultats montrent que l'éclaircissement des espaces publics, souvent employé dans de nombreux réaménagements urbains, n'est pas une solution adaptée pour protéger les citoyens des risques sanitaires du changement climatique.

Mots-clés. confort thermique extérieur, intelligence artificielle, expérience participative, îlot de chaleur urbain, mesures microclimatiques

Abstract. Climate change adaptation requires the re-questioning of urbanization practices. Urban environments affect residents' relationship to outdoor and indoor spaces, with consequences on energy consumptions and heat rejections within its bounds. Benefits of cool pavements in reducing urban heat islands have been confirmed by the scientific literature but rebound effects in terms of rising outdoor thermal sensation (OTS) still need to be addressed by empiric experiments. This study presents the results of a participatory thermal comfort experience involving 75 volunteers expressing blindfold thermal sensation votes (TSV) on surface covers of different reflectivity. Each TSV was linked to the physical and psychological characteristics of the subject, his location, and the microclimatic conditions at the time of the vote. 714 data strings collected during the heatwave of August 2022 were processed through subsequent artificial intelligence methods: Supervised Learning, Shapley Additive Explanations, Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction, and Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise. This post-processing allowed to define clusters characterized by similar repartition of the top 10 influential variables on TSV, resulting in similar TSV values. AI calculations and graph analysis on DesignExplorer have shown that reflective paving increases thermal stress on people. These results indicate that lightening public spaces, often used in many urban redevelopment projects, is not an adequate solution to protect citizens from the health risks of climate change.

Keywords. Outdoor Thermal Comfort, Artificial Intelligence, Participatory Experiment, Urban Heat Island, Microclimatic measures.

1 Introduction

Plus de la moitié de la population mondiale réside dans des zones urbaines [1-3], une tendance qui devrait se poursuivre pour répondre à l'augmentation des besoins en logement, en infrastructures et en services [4]. Associé à l'augmentation de l'espérance de vie [5], l'aggravation de la chaleur atmosphérique due au changement climatique aura des répercussions de plus en plus importantes sur la santé humaine [6]. Les villes, ainsi que les activités humaines qui s'y déroulent, modifient le bilan énergétique dans les zones concernées qui sont affectées par le phénomène de l'îlot de chaleur urbain (ICU), caractérisé par des températures de l'air (T_{air}) plus élevées dans les zones urbaines par rapport aux zones rurales et naturelles autour [7-10]. Même si l'ICU peut affecter négativement le confort thermique extérieur (OTC) en été, c'est-à-dire l'état d'esprit qui exprime la satisfaction avec l'environnement thermique [11], les quartiers les plus frais ne sont pas nécessairement les plus confortables [12]. En effet, les surfaces réfléchissantes sont bénéfiques pour la réduction des ICU grâce à la réflexion de la plupart des rayonnements solaires, mais ce phénomène augmente le ressenti thermique extérieur (OTS) des personnes recevant l'énergie réfléchie. En revanche, les surfaces absorbantes augmentent la T_{air} , tout en préservant l'OTC des citoyens contre la radiation réfléchie [13-16]. Cela met en évidence la différence conceptuelle entre ICU et OTC, qui implique d'autres facteurs climatiques que la T_{air} [12,17]. Cela implique le risque d'effets de rebond dans l'application de certaines techniques de mitigation des ICU, telles que les « revêtements frais » [18], caractérisés par une température de surface (T_{surf}) plus basse, généralement obtenue en utilisant des matériaux à haut albédo qui maximisent la réflexion des rayonnements solaires. Dans ce contexte, les citoyens peuvent se réfugier dans des environnements intérieurs pour éviter le stress thermique, en utilisant de la climatisation et des appareils électriques qui augmentent la consommation énergétique et les rejets de chaleur à l'extérieur, en risquant d'augmenter les ICU de manière plus importante que le gain fourni par le revêtement frais lui-même [17]. La réalisation de mesures réelles et de tests expérimentaux à grande échelle, pour valider empiriquement les résultats obtenus grâce aux logiciels de simulation, est cruciale pour développer des solutions adaptées pour réduire à la fois les ICU d'été et les OTS [13]. Cependant, la complexité de l'évaluation du confort thermique découle de la combinaison de facteurs quantitatifs et qualitatifs sur la perception subjective. Les principaux facteurs quantitatifs sont les caractéristiques physiques de la personne, telles que le métabolisme et l'isolation des vêtements, et de l'environnement, *i.e.* T_{air} , température moyenne radiante (MRT), vitesse du vent (v) et humidité relative (RH). En revanche, les facteurs qualitatifs dépendent davantage de la psychologie de la personne, impliquant des concepts tels que le contrôle perçu sur l'environnement, la sensation de « naturalité » de l'espace, les attentes concernant les conditions extérieures, et l'état d'esprit [19]. Afin de rechercher de meilleures solutions pour améliorer les pratiques urbaines, il est fondamental de définir les variables influentes qui affectent l'OTS des personnes. Étant donné que ces paramètres sont nombreux, la conception de la méthode expérimentale, pour documenter chaque facteur potentiellement impactant et ainsi produire des données fiables, et l'application de l'intelligence artificielle (IA), entendue comme un moyen puissant de traiter la complexité des données collectées, sont des outils clés qui ont été appliqués dans cette étude. Dans les sections suivantes, la méthodologie adoptée pour la partie expérimentale et pour le post-traitement des données sera expliquée. Par la suite, les résultats obtenus seront présentés et discutés. Enfin, les questions clés seront résumées dans la conclusion, en donnant des perspectives futures.

2 Méthode expérimentale

L'objectif de l'expérience était de lier les votes de ressenti thermique (TSV) exprimés empiriquement par des volontaires dans différentes zones avec les caractéristiques physiques et psychologiques de la personne qui les a exprimés (taille, poids, sexe, âge, nationalité, habitudes sportives, état d'esprit, méthode d'évaluation), l'emplacement où ils ont été enregistrés (asphalte, revêtement noir, revêtement blanc, revêtement en aluminium, à l'ombre), et les conditions microclimatiques au moment où ils ont été exprimés (T_{air} , MRT, v , RH).

L'expérience a eu lieu à Champs-sur-Marne pendant la canicule d'août 2022, impliquant 75 volontaires. L'emplacement de l'expérience est présenté à la figure 1. En plus des zones ombragées (A) et des revêtements en asphalte (B) fournis par le site, trois bâches d'au moins $4,5 \times 8$ m (36 m^2) ont été créées.

- La bâche noire (C) était en polyester enduit de vinyle.
- La bâche blanche (D) était en tissu de polyéthylène haute densité enduit de polyéthylène sur les deux faces.
- La bâche en aluminium (E) était composée de 12 couvertures de survie réutilisables en aluminium de 210×160 cm, reflétant 90 % des radiations visibles et infrarouges.

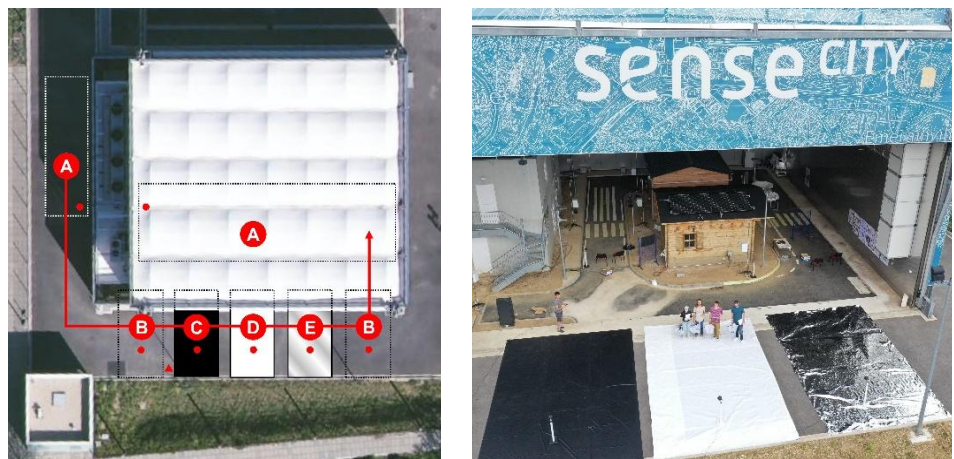


Figure 1. Emplacement de l'expérience. Photo à droite © Marc Poupée

Chaque zone était équipée d'un thermomètre à globe noir (émissivité de 0,957 et diamètre de 152 mm) doté d'une sonde de température 108 (points rouges de la figure 1). Un capteur numérique de température et d'humidité relative avec connecteur M12 « HygroVUE10 » et un anémomètre sonique 2-D avec sortie SDI-12 « WindSonic4-L » étaient situés dans le triangle rouge de la figure 1.

Le parcours suivi par les participants est indiqué par la flèche rouge dans la figure 1. Les participants étaient accueillis au point de rendez-vous A sur la gauche, de manière à ce qu'ils ne connaissent pas la position des bâches. Dans cette situation ombragée, ils ont d'abord répondu à un questionnaire pour collecter leurs données physiques et leur état d'esprit. De plus, avant de commencer l'expérience, il a été demandé aux participants s'ils préféraient emprunter un chemin sombre et absorbant ou un chemin clair et réfléchissant pour réduire leur stress thermique pendant une canicule en l'absence d'éléments d'ombrage et avec une

ventilation limitée. La même question a été posée à la fin de l'expérience, pour voir si les participants avaient changé d'avis à la suite de l'expérience.

Les participants ont exprimé leurs TSV sous trois conditions distinctes :

1) La première évaluation de toutes les zones a été réalisée avec les yeux bandés et en mettant des bouchons d'oreilles aux participants, afin qu'ils se concentrent sur leur sensation thermique, en empêchant aux résultats d'être influencés par des idées préexistantes ou par des facteurs subjectifs qualitatifs, et limitant les éléments de distraction.

2) La deuxième évaluation a été réalisée en demandant à la personne bandée de répéter le parcours en enlevant ses chaussures, pour apprécier les changements potentiels dans les TSV sans couche isolante sous la plante du pied.

3) Enfin, la dernière évaluation a été réalisée dans les conditions initiales correspondantes à l'arrivée des participants.

Il convient de noter que la participation à chaque partie du test était volontaire : donc, tous les participants n'ont pas complété les trois évaluations. Par exemple, certains participants ont préféré faire deux fois le test à l'aveugle avec des chaussures plutôt que de les enlever pour le deuxième test, et un participant n'a effectué aucun des tests à l'aveugle en raison de la scotophobie.

Chacun de ces cycles d'évaluation a été réalisé selon la même méthode. Chaque personne était guidée à travers les zones ensoleillées pour être évaluée sous la protection d'un parapluie blanc UPF 50+ (filtrant 99 % des UVB, 93 % des UVA) d'un diamètre de 110 cm, afin de limiter l'accumulation de chaleur pendant le trajet. Une fois la zone atteinte, le parapluie était retiré et la personne disposait de quelques secondes pour s'acclimater avant qu'on ne lui demande d'exprimer son TSV sur l'échelle suivante :

-1 = légèrement froid

0 = confortable

1 = légèrement chaud

2 = modérément chaud

3 = fortement chaud

4 = très fortement chaud

5 = chaleur extrême

Les participants étaient libres d'exprimer la valeur qui représentait le mieux leur niveau de confort ou de stress sur cette échelle indicative, y compris avec des nombres décimaux. La réponse était enregistrée par l'évaluateur, notant la zone correspondante, l'heure de l'évaluation et d'éventuels commentaires. Les évaluateurs veillaient à se positionner de manière à ne pas influencer ni l'OTS de la personne, ni l'enregistrement des thermomètres à globe noir avec leur ombre.

Chaque cycle comprenait donc 7 évaluations : deux à l'ombre, deux sur l'asphalte, une sur le revêtement noir, une sur le revêtement blanc et une sur le revêtement en aluminium. Bien que l'ordre de la première et de la dernière évaluation soit fixe (ombre), les autres zones étaient visitées dans un ordre variable. De plus, la position des bâches n'était pas toujours la même pendant l'expérience, pour dissiper le doute que les résultats soient affectés par la position relative des unes par rapport aux autres. Le fait d'avoir deux évaluations à l'ombre et sur l'asphalte permettait de vérifier la cohérence des résultats exprimés par les participants, en gardant à l'esprit que, contrairement aux évaluations à l'ombre, des différences significatives dans le TSV pouvaient être vraisemblables entre les deux évaluations sur l'asphalte si les caractéristiques microclimatiques de l'environnement extérieur ont varié significativement.

Chaque évaluation enregistrée était associée aux paramètres physiques et émotionnels de la personne qui l’a exprimée, à la méthode d’évaluation (avec ou sans bandeau ou chaussures), à l’emplacement et aux facteurs microclimatiques au moment de l’évaluation.

3 Méthodes de post-traitement

Nous avons incorporé des dizaines de variables (listées dans la Section 4.1) pouvant potentiellement influencer les votes de sensation thermique (TSV). Il est important de distinguer entre les variables ayant un impact significatif et celles qui n’en ont pas, afin de comprendre la relation entre les variables et les TSV. L’un des principaux défis dans l’évaluation de l’importance relative des variables est que plusieurs facteurs peuvent avoir un effet combiné sur les TSV. Par conséquent, il n’est pas suffisant d’évaluer chaque variable individuellement. Cependant, explorer manuellement de nombreuses combinaisons de variables est impraticable, ce qui nécessite l’utilisation de techniques de science des données.

Pour faciliter l’analyse des données observées, nous proposons un algorithme basé sur l’intelligence artificielle (IA) qui automatise l’extraction des caractéristiques et le regroupement des données collectées. Les flux de travail sont illustrés dans les figures 2 et 3.

3.1 Identification des caractéristiques les plus influentes

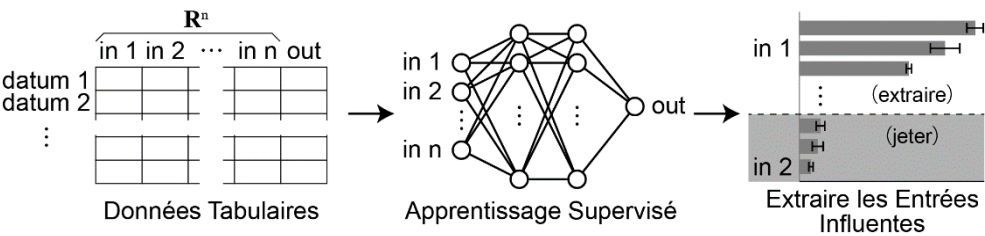


Figure 2. Flux de travail de post-traitement pour l’analyse de regroupement du jeu de données épuré.

L’apprentissage supervisé est un type de modèle d’apprentissage automatique (ML) dans lequel l’IA apprend à partir de données d’entrée pour prédire des valeurs souhaitées. Pour identifier les entrées influentes, la première étape consiste à entraîner un modèle d’apprentissage supervisé en utilisant les TSV comme sortie et les autres données collectées comme entrée. Étant donné la diversité entre la nature des entrées, l’expression tabulaire est le format le plus adapté. Pour les données tabulaires, un perceptron multicouche (MLP) est considéré comme l’un des choix les plus appropriés. En effet, bien que des modèles plus avancés d’apprentissage automatique pour les données tabulaires aient été largement étudiés dans la communauté informatique, un MLP avec deux couches intermédiaires, chacune contenant 100 unités, démontre une performance suffisante dans cette étude.

Pour s’assurer que toutes les valeurs d’entrée sont également importantes dans le processus d’entraînement du MLP, les entrées sont converties en scores standardisés. Cela évite aux entrées plus grandes de dominer l’erreur de sortie et permet au modèle d’utiliser efficacement l’information de toutes les valeurs d’entrée [20].

La prochaine étape consiste à évaluer l’importance de chaque entrée dans les modèles de ML entraînés en utilisant les explications additives de Shapley (SHAP) [21]. La méthode

SHAP vise à répartir équitablement la sortie d’un modèle de ML entre ses entrées en utilisant les valeurs de Shapley, spécifiquement appelées valeurs SHAP par la suite. En conséquence, SHAP offre une compréhension plus complète de l’interprétabilité globale, en fournissant des informations sur la manière dont les entrées contribuent aux sorties. Calculer la valeur absolue moyenne des valeurs SHAP est une approche efficace pour mesurer l’importance globale des entrées. Les valeurs absolues moyennes des valeurs SHAP sont calculées pour chaque entrée, et ce processus est répété pour les 10 modèles MLP entraînés. Les moyennes et les écarts types de ces valeurs sont ensuite calculés et représentés par les barres principales et les barres d’erreur, respectivement. Le graphique à barres affiche les caractéristiques par ordre décroissant, mettant en évidence la contribution significative des principaux éléments à la sortie. Dans cette étude, les 10 principaux éléments sont extraits en tant que caractéristiques influentes, et les autres éléments sont écartés de l’analyse de données subséquente.

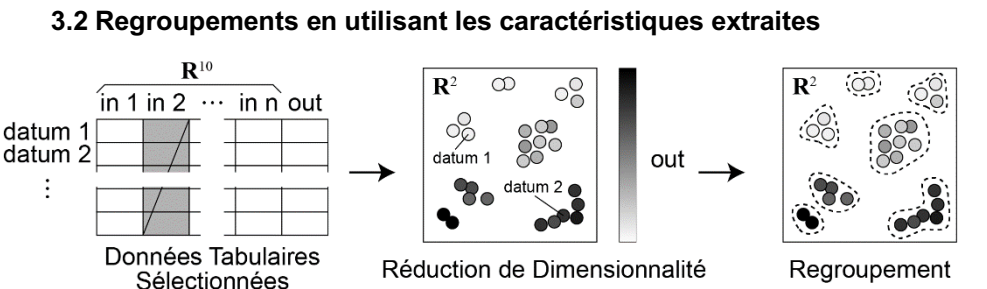


Figure 3. Flux de post-traitement le regroupement du jeu de données épuré

Bien que nous ayons éliminé les entrées non influentes, le jeu de données contient toujours plus de 2 entrées, ce qui rend difficile de saisir visuellement la distribution globale des données. De plus, la plupart des algorithmes de regroupement reposent sur des mesures de distance, qui peuvent être insensibles aux changements dans les éléments d’entrée individuels dans un espace de grande dimension.

Nous utilisons une technique de réduction de dimensionnalité appelée Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction (UMAP) [22] pour projeter un ensemble de vecteurs d’entrée dans l’espace R^2 . UMAP est un algorithme de réduction de dimensionnalité non linéaire basé sur des techniques d’apprentissage de la structure des variétés et d’analyse topologique des données. Étant donné que UMAP s’efforce de préserver la structure topologique locale et globale des données originales, il est efficace pour la réduction de dimensionnalité des ensembles de données de grande dimension présentant une structure topologique floue.

Lors de la réduction de dimensionnalité à l’aide de UMAP, les valeurs de sortie ne sont pas incluses, et seules les caractéristiques d’entrée épurées sont utilisées pour la projection 2D. En attribuant des couleurs aux points en fonction de leurs valeurs de sortie, il devient facile de vérifier la corrélation entre les similarités d’entrée et de sortie.

La dernière étape consiste à découvrir des motifs dans les points de données 2D à l’aide d’une analyse de regroupement. Le regroupement groupe automatiquement des éléments similaires, ce qui rend l’analyse de jeux de données complexes plus facile. Dans cette recherche, nous utilisons Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with

Noise (HDBSCAN) [23], qui peut détecter des clusters avec des formes irrégulières et des densités variées.

Après avoir exécuté l'algorithme HDBSCAN, chaque point de données est attribué à un cluster spécifique ou classé comme valeur aberrante. À l'aide de ce résultat, les humains peuvent interpréter efficacement les caractéristiques de chaque cluster avec l'aide d'outils tels que DesignExplorer.

4 Résultats

4.1 Données collectées

Les TSV exprimés par les 75 volontaires ont été collectés aux dates des 27, 28, 29 juillet et 3, 4 août, approximativement de 13 h 00 à 19 h 00, et corrélés avec les conditions physiques des individus et les mesures microclimatiques au moment où chaque valeur a été enregistrée. Les variables collectées sont les suivantes :

Month.day: indique le mois et le jour où l'évaluation a été enregistrée, séparés par un point.

Hour.minute: indique l'heure et la minute où l'évaluation a été enregistrée, séparées par un point.

Age: valeur numérique qui exprime l'âge de la personne.

Sex: le sexe de la personne, exprimé par une valeur numérique : 0 pour les femmes et 1 pour les hommes.

Nationality: la nationalité de la personne, exprimée par une valeur numérique : 0 pour les ressortissants français et 1 pour les non-français.

Weight: valeur numérique qui exprime le poids de la personne en kilogrammes.

Height: valeur numérique qui exprime la taille de la personne en mètres.

Sport/week: valeur numérique qui exprime le nombre d'heures d'activité sportive effectuées par la personne en une semaine.

Clothing: valeur numérique qui exprime l'isolation vestimentaire de la personne en CLO, conformément à une échelle d'isolation vestimentaire [24]. Il convient de noter que l'échelle actuelle ne tient pas compte des couleurs et des matériaux, ce qui peut affecter la TSV des personnes en raison de la capacité des vêtements à absorber et à transférer la chaleur vers le corps humain. Cette question devrait être approfondie par des études futures.

Emotion: l'état d'esprit de la personne a été exprimé par une valeur numérique : 0 indique la neutralité, 1 indique des émotions positives (telles que le bonheur), tandis que -1 indique des émotions négatives (telles que la tristesse, l'anxiété, l'inquiétude, le stress).

Method: la méthodologie utilisée pour collecter chaque TSV a été exprimée par une valeur numérique : 1 pour le test avec un bandeau et des chaussures ; 2 pour le test avec un bandeau et sans chaussures ; 3 pour le test sans bandeau et avec des chaussures.

Shade: exprime avec une valeur numérique si la personne était dans une zone ombragée ; 0 si la réponse était négative et 1 si la réponse était affirmative.

Asphalt: exprime avec une valeur numérique si la personne était sur de l'asphalte exposé au soleil ; 0 si la réponse était négative et 1 si la réponse était affirmative.

Black: exprime avec une valeur numérique si la personne était sur la bâche noire exposée au soleil ; 0 si la réponse était négative et 1 si la réponse était affirmative.

White: exprime avec une valeur numérique si la personne était sur la bâche blanche exposée au soleil ; 0 si la réponse était négative et 1 si la réponse était affirmative.

Aluminium: exprime avec une valeur numérique si la personne était sur la bâche en aluminium exposée au soleil ; 0 si la réponse était négative et 1 si la réponse était affirmative.

Wetness: exprime avec une valeur numérique si la zone était mouillée en raison de précipitations antérieures ; 0 si la réponse était négative et 1 si la réponse était affirmative.

RH: valeur numérique de l'humidité relative sur le site en %.

v: valeur numérique de la vitesse du vent sur le site en m/s.

T_{air}: valeur numérique de la température de l'air sur le site en °C.

Reference MRT: moyenne mathématique de toutes les MRT locales calculées à partir des globes noirs dans les zones exposées au soleil (B, C, D et E, se référant à la Figure 1), exprimée en °C. Le but est de transmettre des informations sur l'exposition solaire du site (par exemple, ensoleillé ou nuageux) sans se concentrer sur les propriétés réfléchissantes de chaque matériau dans les différentes zones.

Local MRT: valeur numérique qui exprime la température radiante moyenne en degrés Celsius de la zone où l'évaluation a été effectuée, calculée à partir de la température du globe noir en utilisant l'équation (1).

$$\text{Local MRT}_{(i)} = \left[\left(T_{g(i)} + 273,15 \right)^4 + \frac{1,1 \times 10^8 \times v^{0,6}}{\varepsilon \times D^{0,4}} \times \left(T_{g(i)} - T_{\text{air}} \right) \right]^{1/4} - 273,15 \quad (1)$$

$T_{g(i)}$ = la température du globe dans la zone i (en °C) au moment de l'évaluation ;

v = la vitesse de l'air sur le site (en m/s) au moment de l'évaluation ;

ε = l'émissivité du globe ;

D = le diamètre du globe (en mm) ;

T_{air} = la température de l'air sur le site (en °C) au moment de l'évaluation ;

i = la zone dans laquelle l'évaluation a eu lieu, en référence à la figure 1 (A, B, C, D ou E).

TSV = valeur numérique sur une échelle de -1 à 5 qui traduit la sensation thermique extérieure perçue par la personne au moment de l'évaluation.

Local MRT et le TSV ont été considérés comme les sorties et les autres variables comme les entrées. La couleur de peau des personnes pourrait également jouer un rôle sur la TSV, mais ce type de données n'a pas été acquis pour respecter la législation française, qui stipule « l'interdiction de collecter ou de traiter des données personnelles révélant directement ou indirectement des origines raciales ou ethniques ».

Au total, 1562 TSV ont été collectées. Cependant, la position du globe en juillet n'était pas appropriée pour collecter précisément les MRT locaux, car la réflexion du rayonnement solaire provenant du sol frappant les sondes pouvait provenir de l'extérieur des couvertures, comme révélé par l'analyse d'ombrage effectuée numériquement avec le plugin Rhino3D-Grasshopper « Ladybug Tools », en utilisant le fichier météorologique de Champs-sur-Marne fourni par Meteonorm (figure 4). Pour cette raison, les données de juillet n'ont pas été prises en compte pour cette étude, même si toutes les entrées et les TSV en sortie sont utilisables.

Deux jeux de données ont donc été créés :

- **Un jeu de données réduit d'août pour l'analyse du MRT local** ; cet ensemble de données comprend toutes les chaînes de données d'août collectées avant 17 h 00, à l'exclusion des zones humides. L'objectif est d'évaluer la méthode décrite dans la section 3 sur une variable mesurée connue, afin de vérifier si elle peut fournir des résultats fiables. Cet ensemble de données rassemble 537 chaînes de données.

- **Un jeu de données complet d’août pour l’analyse des TSV** ; cet ensemble de données comprend toutes les chaînes de données collectées en août. L’objectif est d’appliquer la méthodologie précédemment vérifiée avec le MRT local à une variable inconnue telle que les TSV, qui est subjective par définition, afin de rechercher des tendances communes à décoder. Cet ensemble de données rassemble 714 chaînes de données.

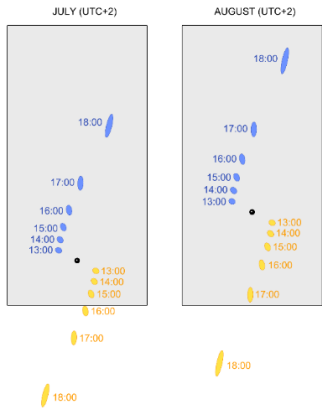


Figure 4. Vue en plan de l’ombrage (en bleu) du globe noir par rapport aux bâches au sol (en gris) à chaque horaire. Les formes jaunes, qui sont spéculaires aux ombres, représentent les zones de rayonnement réfléchi entrant à partir d’un sol plat et lisse. L’image montre que, dans la configuration de juillet (à gauche), la radiation réfléchie par la surface du sol vers le globe provient de l’extérieur de la bâche, alors que la configuration adoptée en août (à droite) permet au globe de mesurer correctement la radiation réfléchie provenant de la bâche pour la presque totalité de l’expérience (jusqu’à 17 h).

De plus, les caractéristiques des différentes zones en ce qui concerne la réduction potentielle de l’îlot de chaleur urbain, telles que le lien entre l’albédo et la température de surface (T_{surf}), ont été déterminées à l’aide de l’outil disponible sur <https://www.pedagogie.ac-nice.fr/svt/productions/mesurim2/> en se basant sur la photo suivante (figure 5). Il convient de noter que cette approche simplifiée se concentre uniquement sur le spectre visible, tandis que la réflectivité sur d’autres longueurs d’onde importantes pour la sensation thermique extérieure, telles que l’infrarouge, peut être différente. Les résultats sont résumés dans le tableau 1.



Figure 5. Résultats du calcul de l’albédo à partir de la photo

Tableau 1. Caractéristiques thermiques des zones

Zone	Albédo	T _{surf} sur la zone [°C]	T _{surf} sous la bâche [°C]
Aluminium	0,8	35,2 °C	34 °C
Bâche blanche	0,7	41 °C	40 °C
Asphalte	0,15	45 °C	/
Bâche noire	0,1	50 °C	47,8 °C
Ombre	/	24,9 °C	/

Conformément à l’état de l’art [18], les matériaux à haut albédo tels que l’aluminium ou le blanc sont propices à abaisser la température de l’air (T_{air}) dans les villes, mais leur effet sur la sensibilité thermique extérieure (OTS) des êtres humains reste à définir empiriquement.

4.2 Analyse par intelligence artificielle des données de mesure

Cette section présente les résultats de l’analyse basée sur l’intelligence artificielle lorsque la cible de prédiction est le MRT local. La figure 6 montre les historiques des pertes pendant l’entraînement des modèles MLP. Les pertes ont diminué de manière constante jusqu’à presque zéro pour tous les modèles MLP au fur et à mesure que le processus d’entraînement avançait, démontrant la stabilité du processus d’entraînement. Calculer la valeur absolue moyenne des valeurs SHAP est une approche efficace pour mesurer l’importance globale des entrées. Les valeurs SHAP absolues moyennes sont ensuite calculées pour chaque entrée, et ce processus est répété pour les 10 modèles MLP entraînés. Les moyennes et les écarts-types de ces valeurs sont ensuite calculés et représentés par les barres principales et les barres d’erreur, respectivement (figure 6, à gauche). Les entrées sont triées dans l’ordre décroissant des valeurs SHAP absolues moyennes, et les principales caractéristiques ont une contribution significative à la sortie. Nous pouvons également interpréter que l’influence des caractéristiques avec un écart-type élevé dépend largement du modèle MLP. La manière la plus naturelle d’extraire les entrées influentes est de sélectionner les principales caractéristiques. Dans cette étude, n_{top}=10 est adopté. Les autres entrées sont écartées de l’analyse ultérieure des données. La méthodologie s’est avérée fiable car le résultat fourni suit le bon sens : toutes les variables physiques des personnes, qui n’ont pas d’impact sur le MRT local obtenu par les mesures des sondes, sont caractérisées par des barres très courtes en bas de la liste, ce qui signifie qu’elles ne sont pas influentes, tandis que les principales variables influentes sont l’emplacement à l’ombre ou sur des matériaux réfléchissants, ainsi que le MRT de référence.



Figure 6. Historiques des pertes MSE lors de l’entraînement de 10 modèles MLP dont la cible de prédiction est le MRT local (à gauche) et graphiques en barres des valeurs SHAP absolues moyennes des 10 modèles MLP (à droite).

Même si nous avons éliminé les entrées non influentes, le nouveau jeu de données contient toujours 10 entrées, ce qui rend difficile la saisie visuelle de la distribution globale. De plus, la plupart des algorithmes de regroupement reposent sur des mesures de distance, qui peuvent être insensibles aux variations des éléments d’entrée individuels dans un espace de grande dimension. Par conséquent, la réduction de la dimensionnalité est essentielle pour générer des résultats de regroupement complets.

Nous utilisons une technique de réduction de la dimensionnalité appelée Approximation et Projection Uniformes de la Variété (UMAP) [22] pour projeter un ensemble de vecteurs d’entrée de l’espace $\mathbf{R}^{10}$ vers l’espace $\mathbf{R}^2$. UMAP, qui est un algorithme de réduction de la dimensionnalité non linéaire basé sur des techniques d’apprentissage de variétés et d’analyse topologique des données pour préserver la structure topologique locale et globale des données originales, est considéré comme une méthode plus avancée que d’autres techniques de mappage à faible dimensionnalité telles que l’Analyse en Composantes Principales (ACP) et l’embedding stochastique distribué en t (t-SNE). Puisque la projection de l’UMAP est non linéaire, il peut être difficile pour les humains d’interpréter les coordonnées et les distances dans l’espace en 2D. Cependant, les informations de position relatives conservent des structures locales et globales importantes des ensembles de données, ce qui est avantageux pour permettre à un algorithme de regroupement de reconnaître des motifs significatifs dans les graphiques en 2D. Le résultat de l’UMAP varie en fonction du paramètre de voisinage, qui équilibre la relation entre la structure locale et globale des données en limitant la taille du voisinage local : des valeurs faibles (telles que 5 et 10) forceront l’UMAP à se concentrer sur des structures très locales, tandis que des valeurs élevées (telles que 50 et 100) poussent l’UMAP à examiner de plus grands voisins de chaque point lors de l’estimation de la structure de la variété des données, perdant des détails de structure fins au profit de l’amplitude des données. Les résultats ont été produits pour des voisinages de 5, 10, 20, 50 et 100. Dans la réduction de la dimensionnalité en utilisant UMAP, les valeurs de sortie ne sont pas incluses, et seules les caractéristiques d’entrée sont projetées dans l’espace 2D. Les informations sur la sortie ont été ajoutées en colorant chaque point en fonction de sa valeur de sortie (dans ce cas, le MRT local). Cette phase clé vise à évaluer si la combinaison d’entrées sélectionnée permet de définir la sortie et avec quelle précision.

Pour ce faire, la prochaine étape consiste à découvrir les motifs dans les points de données en 2D en utilisant une analyse de regroupement. Le regroupement groupe automatiquement

des éléments similaires, rendant les ensembles de données complexes plus faciles à analyser. L'idée générale est que si les clusters sont définis en fonction de combinaisons similaires de variables d'entrée influentes, projetées dans l'espace 2D grâce à la réduction de la dimensionnalité, tous les points du même cluster devraient être caractérisés par une couleur de valeur de sortie similaire, c'est-à-dire par une couleur de MRT local similaire.

Dans cette recherche, nous utilisons Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (HDBSCAN) [23].

Les algorithmes de regroupement traditionnels comme k-means et l'Expectation Maximization for Gaussian Mixtures (EMGM) supposent que la fonction de densité de probabilité inconnue est une combinaison de distributions prédéfinies, telles que des distributions gaussiennes. Ces algorithmes génèrent généralement un nombre fixe de clusters avec une forme hyper-sphérique et ne sont pas capables d'identifier des clusters avec des formes irrégulières. Cette limitation a suscité le développement de méthodes de regroupement alternatives, avec le regroupement basé sur la densité provenant de la théorie de l'estimation de la densité non paramétrique étant un paradigme largement adopté.

Les différences dans le regroupement basé sur la densité dépendent de la manière dont la densité et les ensembles de niveaux définissant les clusters de contour de densité sont estimés. Parmi les algorithmes de regroupement basés sur la densité, Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) [25] est plus sophistiqué et évolutif car il utilise des structures d'indexation efficaces. Cependant, DBSCAN repose sur un seul seuil pour partitionner les points de données, ce qui donne une solution de regroupement plat basée sur un niveau de densité discriminante global. Par conséquent, les résultats de DBSCAN sont fortement influencés par la sélection du seuil de densité et il ne peut pas détecter des clusters avec des densités variables. HDBSCAN a résolu ces problèmes en fournissant une hiérarchie complète de regroupement composée de tous les clusters basés sur la densité possible en fonction du modèle non paramétrique qu'il utilise. De plus, il permet l'extraction facile d'un arbre de regroupement simplifié. Par conséquent, HDBSCAN est capable de gérer efficacement des clusters de densités variables. Après l'exécution de l'algorithme HDBSCAN, chaque point de données est assigné à un cluster spécifique ou classé comme valeur aberrante, selon deux tailles minimales (10 et 20), définissant la population minimale de chaque cluster et impactant donc les données considérées comme « bruit » (exprimé par un numéro de cluster = -1). Le résultat est montré dans la figure 7, qui présente la réduction dimensionnelle en R2 effectué par UMAP pour différents facteurs de voisinage (neighbourhood = 5, 10, 20, 50 et 100) sur les 537 chaînes du jeu de données réduit d'août, en considérant uniquement les 10 inputs les plus influents, précédemment obtenus par l'apprentissage supervisé. À chaque point (représentant la réduction bidimensionnelle d'une chaîne de données) est attribuée une couleur en fonction de la valeur de MRT locale correspondante à la chaîne de données (séries de graphes dans la colonne de gauche) et du numéro de cluster d'appartenance d'après le procédé de regroupement HDBSCAN (séries de graphes dans les colonnes à gauche), en fonction de la valeur de population minimale choisie (10 ou 20). Il faut souligner que l'algorithme n'est pas renseigné sur les valeurs de la MRT locale pour les procédés de réduction dimensionnelle et de clusterisation. L'objectif est de démontrer qu'il est possible de déchiffrer par l'IA les variables d'entrées les plus influentes pour une variable cible (dans ce cas, la MRT locale) grâce à la similitude entre les valeurs de la MRT locale (inconnue à l'algorithme) de la population de chaque cluster, caractérisée par une répartition similaire des variables influentes (choisie par l'IA selon la méthode HDBSCAN), qui démontre notamment qu'une répartition similaire de ces variables d'entrée

produit, en conséquence, des résultats similaires sur la variable cible. Autrement dit, si les points avec une même couleur de cluster (partie droite de la figure 7) ont des couleurs similaires en termes de MRT locale (partie gauche de la figure 7), alors les variables influentes sélectionnés par l'IA sont effectivement suffisantes pour décrire le phénomène analysé, en tant que leur combinaison détermine le résultat de la variable cible.

Comme prévu, la figure 7 montre clairement que les points de la même couleur de cluster (à droite) sont caractérisés par des couleurs de MRT locale très proches (à gauche), en indiquant que des combinaisons similaires de variables influentes conduisent à des valeurs de MRT locale similaires, ce qui confirme la validation de la méthodologie appliquée. Pour aider la compréhension, les flèches dans le coin bas de la figure 7 explicitent la correspondance entre la couleur de la MRT locale et celle des clusters. Les caractéristiques de chaque cluster peuvent être consultées dans DesignExplorer :

<https://tt-acm.github.io/DesignExplorer/?ID=aHR0cHM6Ly9kcml2ZS5nb29nbGUuY29tL2RyaXZlL2ZvbGRlcnMvMWE5X0FKX3p4b1E3ZkRQN01aU2R2OFJBcGVkRTR2M0RvP3VzcDlzaGFyaW5n>

Une analyse inverse peut également être effectuée, en sélectionnant un domaine d'intérêt dans le résultat pour identifier les chaînes de données compatibles avec le domaine sélectionné (figure 8). Par exemple, la plage supérieure de MRT local ne peut être atteinte que sur les bâches en aluminium et blanche avec des valeurs élevées de T_{air} et de MRT de référence, tandis que des valeurs faibles peuvent être obtenues dans les zones ombragées (en ignorant les conditions microclimatiques du site), ou même sur la couverture noire ou sur l'asphalte si T_{air} et la MRT de référence du site sont très faibles. Il a donc été démontré que certaines valeurs de sortie peuvent être obtenues par des combinaisons adaptées de valeurs d'entrée influentes, exprimées par des clusters compatibles. Étant donné que la méthodologie a fourni des résultats cohérents, elle pourrait être appliquée aux TSV.

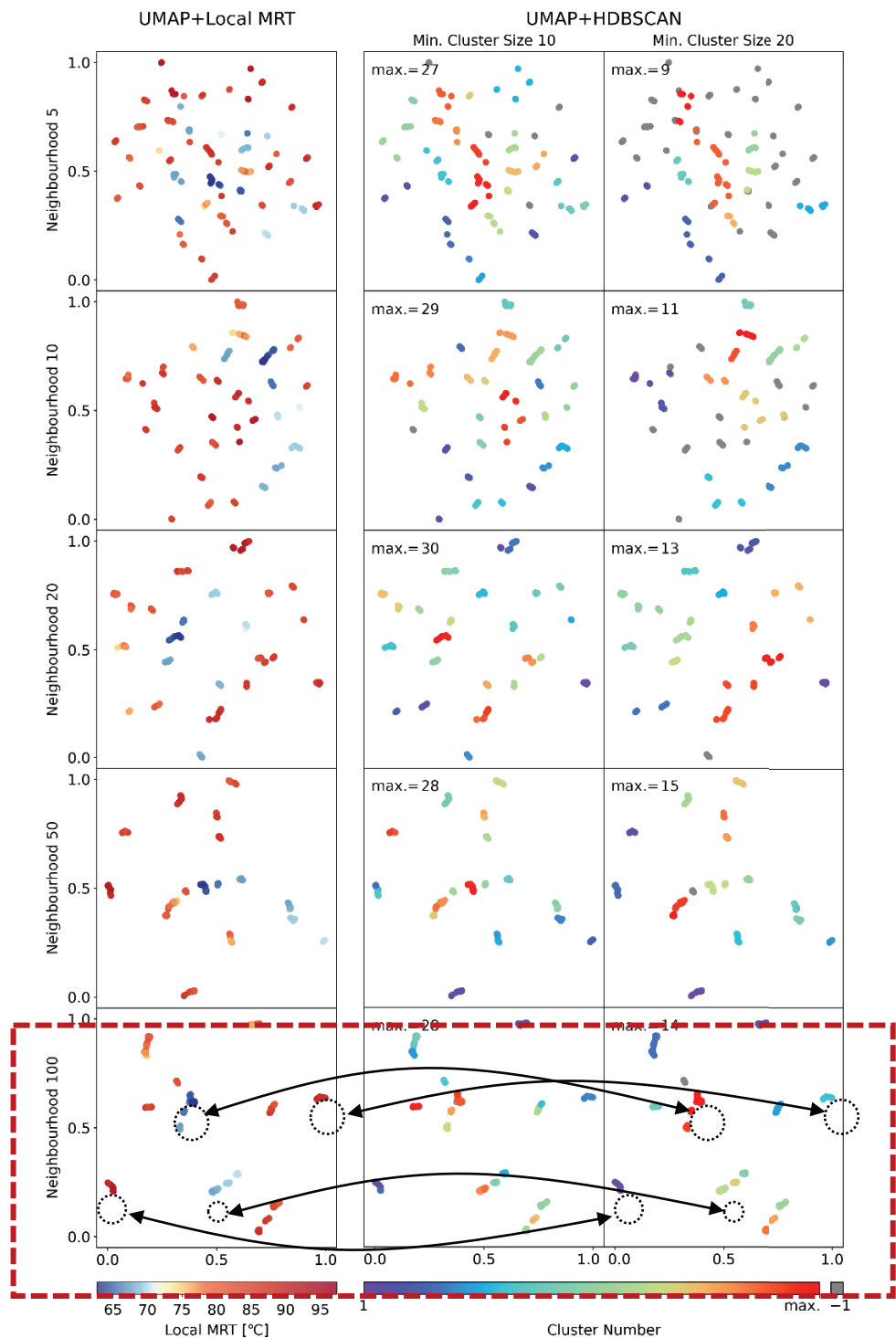


Figure 7. Résultat de la réduction dimensionnelle UMAP des 10 principales caractéristiques influentes sur la MRT locale colorées selon les valeurs de MRT locale (à gauche) et le numéro de cluster HDBSCAN (à droite).

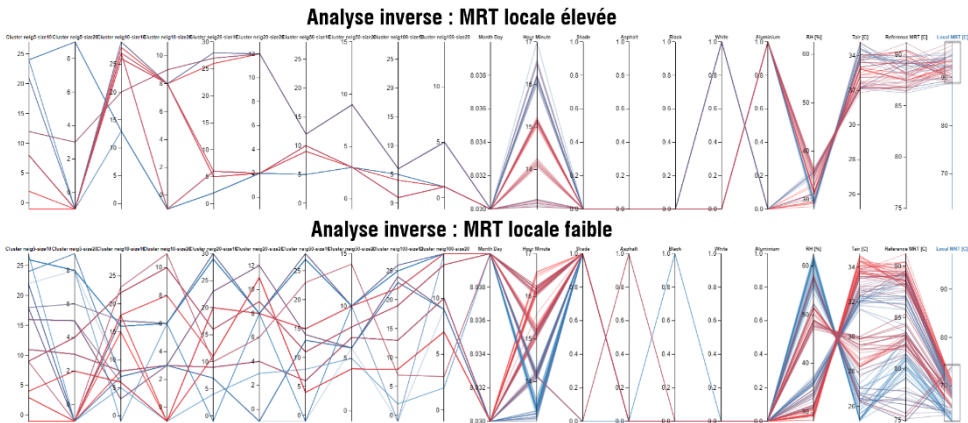


Figure 8. Analyse DesignExplorer des entrées influentes pour la MRT locale mesurée

4.3 Analyse par intelligence artificielle des données de sensation thermique

Cette section reporte le résultat de l’analyse basée sur l’IA lorsque la cible de prédiction est TSV. Le même processus appliqué dans la section 4.2 est utilisé ici sur TSV au lieu de Local MRT. La figure 9 montre les historiques des pertes lors de l’entraînement des modèles MLP. Comparée à la figure 6, elle affiche des erreurs MSE plus élevées. Cela peut être attribué au fait que Local MRT est un indicateur objectif obtenu par des mesures microclimatiques, tandis que TSV inclut la composante « aléatoire » des évaluations subjectives, rendant la prédiction de TSV plus difficile. Selon la prédiction des 10 modèles MLP, seuls les 10 premiers inputs influents ont été sélectionnés. Le résultat de la réduction de dimensionnalité UMAP sur le nouveau jeu de données et la clusterisation HBDSCAN sont présentés par la figure 10. Pour l’explication détaillée de la méthodologie, on renvoie à la Section 4.2 : le même procédé est ici appliqué en adoptant le TSV comme variable de sortie à la place de la MRT locale. Il convient de noter que la correspondance entre les couleurs de TSV et les couleurs des clusters est moins précise que la figure 7, un résultat attendu en raison de la subjectivité des personnes. Cependant, les points dans chaque groupe sont caractérisés par des couleurs similaires, prouvant qu’une logique commune peut être décodée à partir des divers TSV des personnes. Les caractéristiques de chaque cluster peuvent être consultées dans DesignExplorer :

<https://tt-acm.github.io/DesignExplorer/?ID=aHR0cHM6Ly9kcml2ZS5nb29nbGUuY29tL2RyaXZlL2ZvbGRlcnMvMUZNX2tQNIN1YlVSZ01KbXE4RUxsY25KVHBNcG9iZzV6P3VzcD1zaGFyaW5n>.

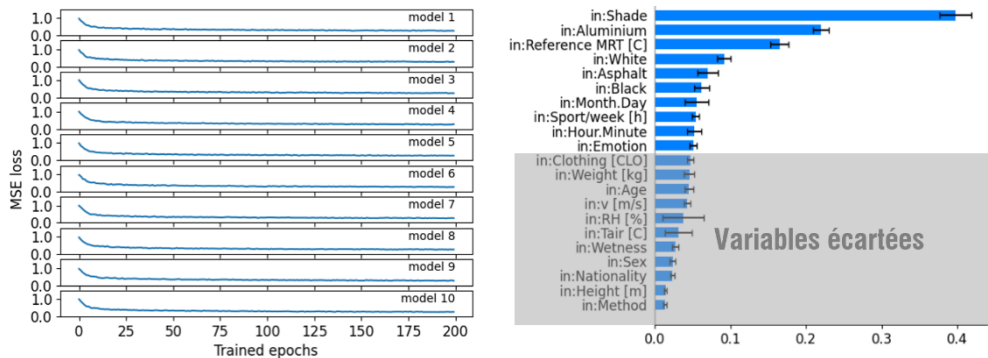


Figure 9. Historiques des pertes MSE lors de l’entraînement de 10 modèles MLP dont la cible de prédiction est TSV (à gauche) et diagrammes à barres des valeurs SHAP absolues moyennes des 10 modèles MLP (à droite)

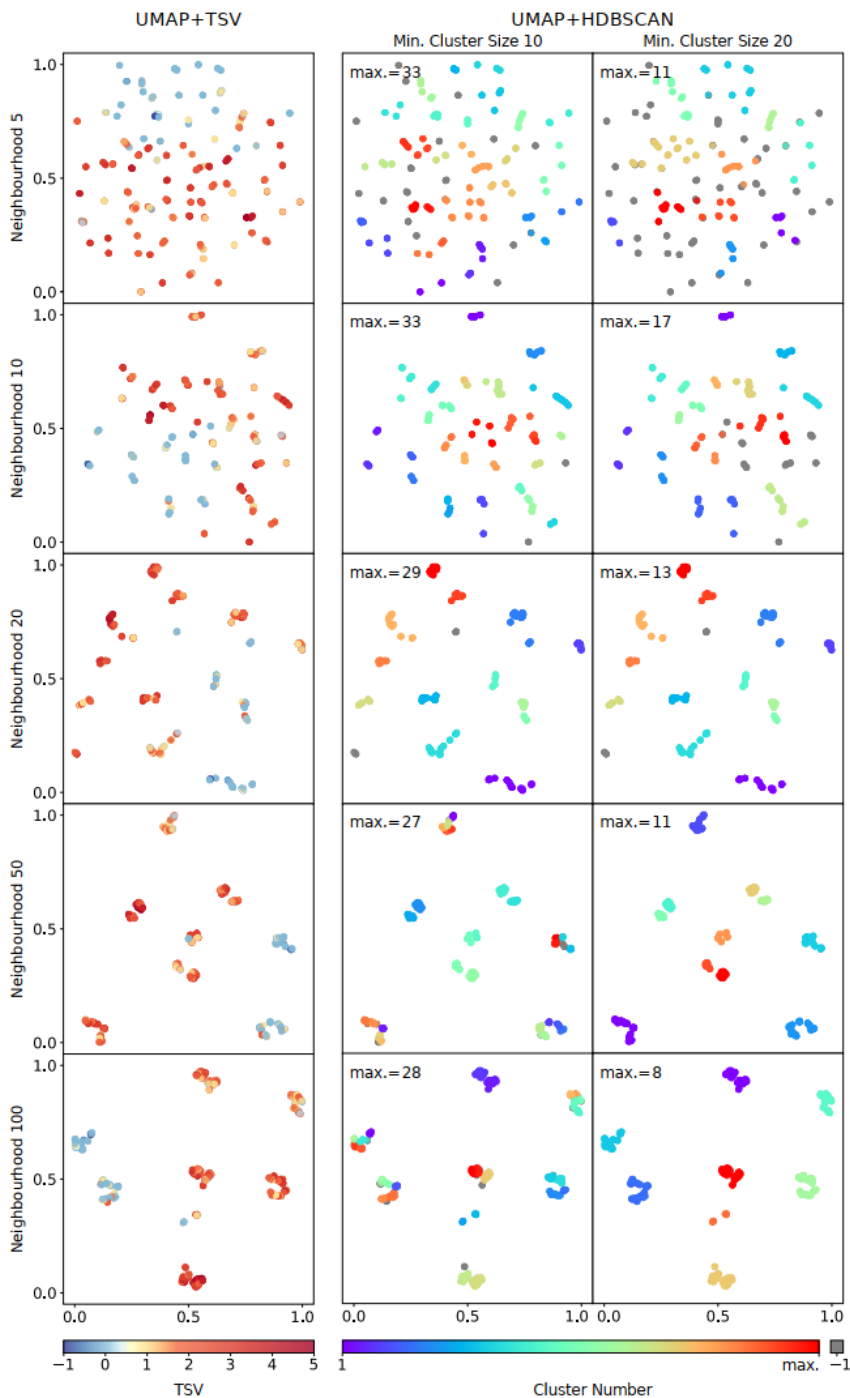


Figure 10. Résultat de la réduction dimensionnelle UMAP des 10 principales caractéristiques influentes sur TSV colorées selon les valeurs de Local MRT (à gauche) et le numéro de cluster HDBSCAN (à droite).

Une analyse inverse a également été réalisée en sélectionnant un domaine d’intérêt dans le résultat afin d’identifier les chaînes de données compatibles avec les sorties sélectionnées

(figure 11). Par exemple, la plage supérieure de TSV peut être atteinte uniquement sur les couvertures en aluminium et blanc avec des valeurs élevées de T_{air} et de Reference MRT, tandis que des valeurs faibles peuvent être obtenues dans les zones ombragées (en dépit des conditions microclimatiques du site), ou même sur tous les autres emplacements si T_{air} et Reference MRT du site sont très faibles (en particulier pour la bâche blanche et en aluminium).

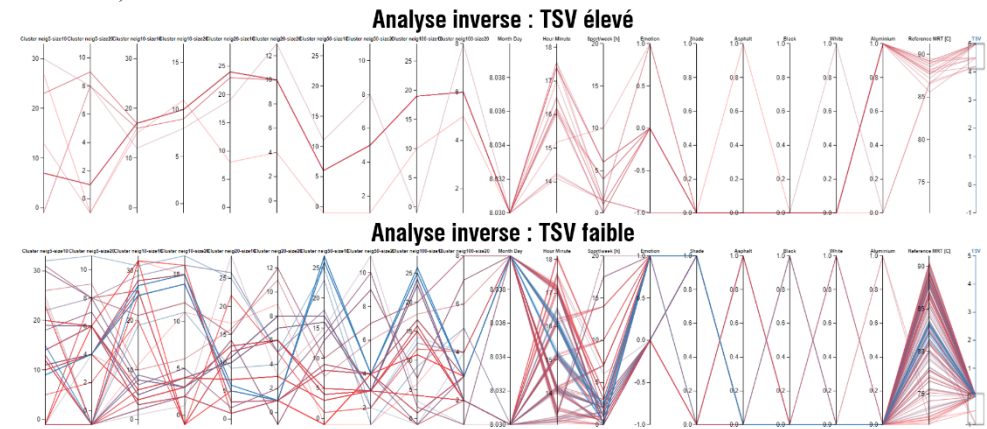


Figure 11. Analyse par DesignExplorer des entrées influentes pour les TSV subjectifs

L’analyse des TSV est cohérente avec les déclarations des participants après l’expérience : 79 % ont affirmé préférer choisir un revêtement sombre et absorbant lors d’une vague de chaleur pour améliorer leur confort thermique plutôt qu’un revêtement clair et réfléchissant. Parmi les 21 % restants qui préfèrent toujours les revêtements clairs, l’explication pourrait être liée au moment où l’expérience a eu lieu (dans un environnement nuageux, avec une MRT de référence basse, il est difficile de percevoir une différence dans la sensation de chaleur, peu importe l’endroit) ou à d’autres raisons non directement liées au confort thermique (un participant se sent bien dans les chemins clairs car ils lui rappellent des vacances très agréables en Grèce, tandis que d’autres ont avoué avoir peur de marcher dans un chemin sombre), démontrant que d’autres raisons subjectives peuvent prévaloir sur le confort thermique dans le choix de leurs itinéraires en ville.

Il convient de noter que cette tendance est opposée à celle recueillie avant l’expérience, comme indiqué dans la figure 12. Cela suggère qu’une sensibilisation et une pédagogie plus poussées devraient être entreprises auprès des citoyens concernant les bonnes pratiques à adopter pendant les vagues de chaleur pour leur protection.

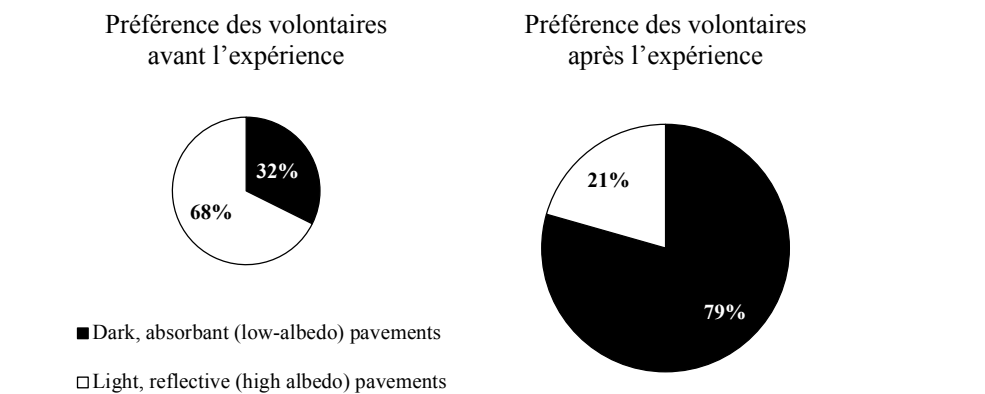


Figure 12. Préférences des participants avant et après l’expérimentation

Malgré le fait qu’un trottoir clair soit plus inconfortable qu’un trottoir sombre équivalent pendant les événements extrêmes de l’été, le facteur d’échelle n’est pas pris en compte dans cette étude. En effet, l’augmentation des surfaces absorbantes dans l’environnement urbain augmentera l’ICU avec des conséquences sur le T_{air} dans toutes les parties de la ville, alors que la MRT locale sur des matériaux clairs n’est pas augmentée par d’autres matériaux clairs situés dans d’autres parties de la ville. Cela renforce l’idée qu’un équilibre entre les albédos urbains doit être trouvé en fonction de l’utilisation des différentes zones [13]. Toutefois, cette étude a clairement démontré que les revêtements à albédo élevé constitueront probablement un risque pour la santé dans les espaces très fréquentés.

5 Conclusion

Les avantages des revêtements de sol « froids » pour réduire les îlots de chaleur urbains ont été confirmés par la littérature scientifique, mais les effets de rebond en termes d’augmentation du stress thermique doivent encore être abordés par des expériences empiriques.

Cette étude présente les résultats d’une expérience participative de confort thermique impliquant 75 volontaires exprimant des votes de sensation thermique (TSV) à l’aveugle sur des revêtements de surface de différentes réflectivités. Chaque TSV était lié aux caractéristiques physiques et psychologiques du sujet, à son emplacement et aux conditions microclimatiques au moment du vote. 714 chaînes de données collectées lors de la canicule d’août 2022 ont été traitées par des méthodes d’intelligence artificielle successives : apprentissage supervisé, explications additives de Shapley, réduction de dimension par approximation et projection uniforme de la variété (UMAP), et regroupement hiérarchique basé sur la densité des applications avec bruit (HDBSCAN). Ce post-traitement a été testé sur la MRT locale, en fournissant des résultats cohérents, puis appliqué au TSV, en permettant de définir des clusters caractérisés par une répartition similaire des 10 variables les plus influentes sur le TSV, qui se traduit par des valeurs TSV similaires. Bien qu’une meilleure précision ait été obtenue lors de l’analyse des résultats fournis par les outils de mesure plutôt que par les humains, la bonne correspondance entre les clusters et les TSV a montré la possibilité de comprendre des logiques communes dans les sensations thermiques subjectives en fonction de l’emplacement de la personne (ombre, bâche en aluminium, bâche

blanche, asphalte et bâche noire), du MRT de référence, du moment où l'évaluation a eu lieu (mois, jour, heure, minute), des habitudes sportives et de l'état d'esprit du moment. Les autres variables microclimatiques et physiques ont montré une faible influence dans cette étude. L'analyse par DesignExplorer a confirmé les opinions des volontaires recueillies après l'expérience, à savoir que les revêtements réfléchissants augmentent considérablement le stress thermique et que les revêtements absorbants seraient préférables pour le transit extérieur pendant les conditions de canicule. Cet effet de rebond non négligeable devrait être soigneusement pris en compte lors de la proposition de solutions d'atténuation de l'ICU telles que les « revêtements froids » basées sur des matériaux hautement réfléchissants. Cependant, l'ombrage reste de loin la solution la plus efficace. Des études portant sur la dégradation potentielle du confort thermique extérieur sur les chaussées sombres en raison de l'augmentation de la T_{air} en fonction de la dimension de la chaussée ou estimant la corrélation avec le stress thermique extérieur, l'augmentation des activités intérieures et l'impact sur la consommation d'énergie et de la production de la chaleur anthropique devront être réalisées en futur.

Références

- [1] GIEC (2022), *Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability*, Intergovernmental Panel on Climate Change.
- [2] I. Golasi, F. Salata, E. de Lieto Vollaro, M. Coppi (2018), Complying with the demand of standardization in outdoor thermal comfort: a first approach to the Global Outdoor Comfort Index (GOCI), *Build. Environ.*, **130**, pp. 104–119 <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.12.021>.
- [3] P. Kumar, A. Sharma (2020), Study on importance, procedure, and scope of outdoor thermal comfort – A review, *Sustain. Cities Soc.*, **61** (102297), <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102297>.
- [4] United Nations. Department of Economic and Social Affairs. Population Division, 2018. World Urbanization Prospects (2018)
- [5] United Nations. Department of Economic and Social Affairs. Population Division, 2022. World Population Prospects (2022)
- [6] C. Maftai, C. Buta, Application of thermal discomfort indices for the coastal zone of Black Sea, in Dobrogea Region, *Ovidius Univ. Ann. Constanta - Ser. Civ. Eng.*, **19**, pp. 87–100 (2017), <https://doi.org/10.1515/ouacsce-2017-0008>
- [7] D. Madhuranga, N. Perera (2019), Urban Heat Island Minimisation, Local Climate Zones and Parametric Optimisation: A “Grasshopper” Based Model, in: 5th International Conference on Counter Measures to Urban Heat Islands
- [8] I.D. Stewart, T.R. Oke (2010), Thermal differentiation of local climate zones using temperature observations from urban and rural areas, in: AMS - 9th Symposium on the Urban Environment, 7
- [9] R. Wei, D. Song, N.H. Wong, M. Martin (2016), Impact of Urban Morphology Parameters on Microclimate, *Procedia Eng.*, **169**, pp. 142–149, <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.10.017>.
- [10] M. Yoshino (1990), Development of urban climatology and problems today, *Energy Build.*, **15**, pp. 1–10, [https://doi.org/10.1016/0378-7788\(90\)90109-V](https://doi.org/10.1016/0378-7788(90)90109-V).
- [11] ASHRAE (2020), ANSI/ASHRAE Standard 55 - Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy, ASHRAE.
- [12] M. Migliari, E. Briche, J. Despax, L. Chesne, O. Baverel (2024), A cross-analysis matrix comparing multi-site Local Climate Zone trends: Application to identify sustainable

built morphologies improving summer daytime urban microclimate. *Sustain. Futur.*, **7**, pp. 1–21 <https://doi.org/10.1016/j.sft.2024.100162>

[13] M. Migliari, J. Despax, L. Chesne, O. Baverel (2023), Street albedos repartition's effects on urban heat island and outdoor thermal comfort. UHI2023 - 6th Int. Conf. Countermeas to Urban Heat Islands, pp. 1–10

[14] M. Migliari, J. Despax, A. Dogbo, L. Chesne, O. Baverel (2023), Caractérisation du comportement microclimatique et biométéorologique des complexes multicouches de sols pour différents matériaux de surface. CFGC, pp. 1–15

[15] M. Taleghani, U. Berardi (2018), The effect of pavement characteristics on pedestrians' thermal comfort in Toronto. *Urban Clim.*, **24**, pp. 449–459, <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2017.05.007>

[16] E. Erell, D. Pearlmutter, D. Boneh, P.B. Kutiel (2014), Effect of high-albedo materials on pedestrian heat stress in urban street canyons. *Urban Clim.*, **10**, pp. 367–386, <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2013.10.005>

[17] M. Migliari, R. Babut, C. De Gaulmyn, L. Chesne, O. Baverel (2022), The Metamatrix of Thermal Comfort: a compendious graphical methodology for appropriate selection of outdoor thermal comfort indices and thermo-physiological models for human-biometeorology research and urban planning, *Sustain. Cities Soc.*, **81**, pp. 1–23, <https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.103852>.

[18] Y. Wardeh, E. Kinab, G. Escadeillas, P. Rahme, S. Ginestet (2022), Review of the optimization techniques for cool pavements solutions to mitigate Urban Heat Islands. *Build. Environ.*, **223**, <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109482>

[19] M. Nikolopoulou, N. Baker, K. Steemers (2001), Thermal comfort in outdoor urban spaces: Understanding the human parameter. *Solar Energy*, **70**, pp. 227–235, [https://doi.org/10.1016/S0038-092X\(00\)00093-1](https://doi.org/10.1016/S0038-092X(00)00093-1) Nikolopoulou,

[20] J. Sola, J. Sevilla (2004), Importance of input data normalization for the application of neural networks to complex industrial problems. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, **44**, pp. 1464–1468

[21] S. M. Lundberg, S. I. Lee (2017), A unified approach to interpreting model predictions. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, **30**, pp. 4765–4774

[22] L. McInnes, J. Healy (2018), UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction. ArXiv e-prints 1802.03426

[23] L. McInnes, J. Healy (2013), Density-based clustering based on hierarchical density estimates. In: *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, PAKDD2013, pp. 160–172

[24] H.B. Rijal, M.A. Humphreys, J.F. Nicol (2019), Adaptive model and the adaptive mechanisms for thermal comfort in Japanese dwellings. *Energy Build.*, **202** (109371) <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109371>

[25] M. Ester, H. Kriegel, J. Sander, X. Xu (1996), A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In: *Knowledge Discovery and Data Mining*, AAAI, pp. 226–231