

# Mappatura del rischio da isole di calore urbane durante le ondate di calore mediante *clustering fuzzy* di dati satellitari

RICERCA E  
SPERIMENTAZIONE/  
RESEARCH AND  
EXPERIMENTATION

Rosa Cafaro<sup>1</sup>, <https://orcid.org/0009-0003-2330-383X>

Barbara Cardone<sup>1</sup>, <https://orcid.org/0000-0002-9844-9513>

Ferdinando Di Martino<sup>1,2</sup>, <https://orcid.org/0000-0001-5690-5384>

<sup>1</sup> Dipartimento di Architettura, Università degli Studi di Napoli Federico II, Italia

<sup>2</sup> Centro di Ricerca Interdipartimentale "Alberto Calza Bini", Università degli Studi di Napoli Federico II, Italia

[rosa.cafaro@unina.it](mailto:rosa.cafaro@unina.it)

[b.cardone@unina.it](mailto:b.cardone@unina.it)

[fdmarti@unina.it](mailto:fdmarti@unina.it)

**Abstract.** Il lavoro presenta una metodologia per la mappatura del rischio da isole di calore urbane generate da ondate di calore, basata su dati satellitari Landsat 8 e su tecniche di intelligenza artificiale di classificazione *unsupervised*. L'integrazione tra il *raster* della temperatura superficiale (LST) e l'indice di vegetazione (NDVI) consente di identificare le aree urbane ad alta esposizione termica (*hot spot*), le zone più resilienti (*cold spot*) e stimare la popolazione residente a rischio. I test sono stati compiuti sulla città di Napoli, durante periodi di ondate di calore occorsi negli ultimi tre anni dal 2022 al 2024. I risultati mostrano che il *framework* proposto può fornire uno strumento operativo per il *decision maker* per il monitoraggio delle isole di calore e la pianificazione di soluzioni *climate proof* nei contesti urbani maggiormente critici. La metodologia proposta è portatile e trasferibile ad altri contesti urbani.

**Parole chiave:** Isola di calore urbana; Fuzzy C-Means; Indici satellitari; Rischio climatico; Resilienza urbana.

## Introduzione

Il crescente riscaldamento globale sta intensificando la frequenza e la durata delle ondate di calore, eventi meteorologici estremi che interessano aree vaste e rappresentano una crescente criticità per le città mediterranee. Secondo la definizione dell'Organizzazione Meteorologica Mondiale (WMO), un'ondata di calore si verifica quando per almeno sei giorni consecutivi la temperatura massima risulta più alta del 90% delle temperature tipicamente osservate in quel medesimo giorno nel periodo climatologico di riferimento (Silvestrini, 2023). Questi fenomeni, generati da condizioni atmosferiche persistenti – alta pressione, intensa radiazione solare, scarsa ventilazione e umidità elevata – rappresentano una delle manifestazioni più

evidenti dei cambiamenti climatici in atto. Nei contesti urbani, le ondate di calore si combinano con un fenomeno locale originato dalle proprietà termofisiche e morfologiche della città: l'isola di calore urbano (*Urban Heat Island – UHI*). L'UHI è una condizione termo-climatica tipica delle aree urbanizzate, in cui le temperature dell'aria risultano più elevate rispetto alle zone circostanti. A differenza delle ondate di calore, che hanno origine atmosferica e scala ampia, l'UHI dipende dalle caratteristiche fisiche e funzionali della città: densità edilizia, geometrie urbane, materiali con elevata capacità termica, presenza limitata di vegetazione e riduzione della ventilazione. Questi fattori modificano il bilancio energetico urbano favorendo l'accumulo di calore nelle ore diurne e un lento rilascio notturno (Oke, 1982; Jones *et al.*, 2008; Stewart, 2011; Oke, 2017; Ge *et al.*, 2020; Lopes *et al.*, 2022).

Numerosi studi hanno evidenziato le ricadute delle UHI in termini di incremento della mortalità e morbilità, aumento della domanda energetica per la climatizzazione e peggioramento della qualità dell'aria, con effetti che si concentrano soprattutto sui gruppi socialmente più vulnerabili (Buchin *et al.*, 2016).

In questa prospettiva, la valutazione del rischio termico richiede non solo la caratterizzazione delle anomalie termiche, ma anche l'analisi dell'esposizione della popolazione residente e delle fasce demograficamente fragili, a partire dai dati censuari di dettaglio.

Nell'ambito dello studio delle isole di calore urbane è possibile distinguere due principali modalità di analisi del fenomeno: la

Assessing urban heat island risk during heatwaves with satellite data and fuzzy clustering techniques

**Abstract.** This paper presents a methodology for mapping urban heat island risk generated by heat waves, based on Landsat 8 satellite data and unsupervised artificial intelligence classification techniques. The integration of the land surface temperature (LST) raster and the vegetation index (NDVI) allows the identification of urban areas with high thermal exposure (*hot spots*), the most resilient areas (*cold spots*), and the estimation of the resident population at risk. The tests were carried out on the city of Naples during heat waves that occurred in the last three years from 2022 to 2024. The results show that the proposed framework can provide an operational tool for decision makers to monitor heat islands and plan climate-proof solutions in the most critical urban contexts. The proposed methodology is portable and transferable to other urban contexts.

**Keywords:** Urban Heat Island; Fuzzy C-Means; Satellite indices; Climate risk; Urban resilience.

## Introduction

Increasing global warming is intensifying the frequency and duration of heat waves, extreme weather events that affect large areas and represent a growing critical issue for Mediterranean cities. According to the World Meteorological Organization (WMO) definition, a heatwave occurs when, for at least six consecutive days, the maximum temperature is higher than 90% of the temperatures typically observed on that same day in the climatological reference period (Silvestrini, 2023).

These phenomena, generated by persistent atmospheric conditions – high pressure, intense solar radiation, poor ventilation, and high humidity – are

one of the most obvious manifestations of ongoing climate change. In urban contexts, heat waves combine with a local phenomenon originating from the thermophysical and morphological properties of the city, which is the urban heat island (UHI). The UHI is a thermo-climatic condition typical of urbanised areas, where air temperatures are higher than in surrounding areas. Unlike heat waves, which are atmospheric in origin and large in scale, the UHI depends on the physical and functional characteristics of the city, such as building density, urban geometry, materials with high thermal capacity, limited vegetation, and reduced ventilation. These factors alter the urban energy balance, promoting heat accumulation during the day and slow release at night (Oke, 1982; Jones *et al.*, 2008; Stewart, 2011; Oke, 2017; Ge *et al.*, 2020; Lopes *et al.*, 2022).

*Surface Urban Heat Island (SUHI)* e la *Atmospheric Urban Heat Island (AUHI)*.

La SUHI descrive l'anomalia termica delle superfici urbane, stimata tramite la *Land Surface Temperature (LST)* derivata da sensori di telerilevamento (Şengün *et al.*, 2023). Essa rappresenta la risposta termo-radiativa dei materiali che compongono il tessuto urbano – asfalto, coperture edilizie, pavimentazioni – influenzata da proprietà come albedo, capacità termica e struttura fisica delle superfici. Grazie alle misure satellitari, la SUHI consente una rappresentazione spazialmente continua dell'assetto termico urbano, permettendo di identificare con precisione le aree a maggiore riscaldamento superficiale e di cogliere contrasti termici rilevanti tra superfici costruite e vegetate. L'integrazione con indicatori quali *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)* e *Normalized Difference Moisture Index (NDMI)* permette inoltre di interpretare il ruolo della copertura vegetale e dell'umidità dei suoli nel bilancio energetico urbano (Huete, 1988).

La AUHI, invece, riguarda l'aumento della temperatura dell'aria nello strato atmosferico urbano inferiore (canopy layer, che si estende dal suolo fino approssimativamente all'altezza media degli edifici, circa 20–30 m) rispetto alle aree non urbanizzate circostanti. Essa è generata da fattori come densità edilizia, geometrie urbane, ridotta ventilazione ed emissioni antropiche, ed è generalmente massima nelle ore notturne, quando il calore rilasciato dalle superfici urbane innalza la temperatura dell'aria. La sua analisi richiede dati provenienti da stazioni meteorologiche e da strumenti di osservazione atmosferica, oppure la simulazione tramite modelli numerici del microclima urbano.

La distinzione tra SUHI e AUHI è metodologicamente rilevante. Mentre la SUHI permette di rappresentare con elevato dettaglio spaziale le anomalie termo-radiative delle superfici urbane, la AUHI descrive il riscaldamento dell'aria su scala urbana locale, incorporando l'influenza delle forme e dei volumi edilizi. La SUHI rappresenta un precursore della AUHI, poiché superfici più calde rilasciano calore sensibile nelle ore serali e notturne, contribuendo all'innalzamento della temperatura dell'aria urbana.

Nel presente lavoro l'attenzione è rivolta alla SUHI, poiché la LST consente di cogliere con maggiore efficacia la variabilità superficiale e le dinamiche termo-vegetazionali tipiche degli eventi estremi nelle aree urbane complesse. Per comodità espositiva, nel resto dell'articolo il termine UHI farà riferimento alla SUHI.

Gli studi dedicati alle isole di calore urbane di superficie si basano prevalentemente sui dati di LST acquisiti tramite sensori di telerilevamento. Questi dati offrono una rappresentazione spazialmente continua del tessuto urbano e consentono di individuare con precisione le aree soggette a maggiore riscaldamento superficiale.

La principale limitazione dei dati satellitari è la loro risoluzione temporale, generalmente inferiore a quella dei dati raccolti in situ; tuttavia, la capacità di restituire il gradiente termico urbano con elevato dettaglio spaziale ne ha consolidato l'impiego negli studi recenti sulle dinamiche termo-ambientali urbane (Dang *et al.*, 2023). L'evoluzione delle tecnologie di osservazione della Terra e il miglioramento della risoluzione geometrica e radiometrica dei sensori hanno favorito un crescente interesse

Numerous studies have highlighted the impact of UHIs in terms of increased mortality and morbidity, increased energy demand for air conditioning, and worsening air quality, with effects concentrated mainly on the most socially vulnerable groups (Buchin *et al.*, 2016).

In this perspective, thermal risk assessment requires not only the characterisation of thermal anomalies, but also the analysis of the exposure of the resident population and of demographically fragile groups, starting from detailed census data.

In the study of urban heat islands, two main methods of analysing the phenomenon can be distinguished, namely the Surface Urban Heat Island (SUHI), and the Atmospheric Urban Heat Island (AUHI).

SUHI describes the thermal anomaly of urban surfaces, estimated using

Land Surface Temperature (LST) derived from remote sensing sensors (Şengün *et al.*, 2023). It is the thermo-radiative response of materials that make up the urban fabric – asphalt, building roofs, pavements – influenced by properties such as albedo, heat capacity, and physical structure of surfaces. Thanks to satellite measurements, SUHI allows for a spatially continuous representation of the urban thermal structure, making it possible to accurately identify areas with greater surface heating, and to capture significant thermal contrasts between built and vegetated surfaces. Integration with indicators such as the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Normalized Difference Moisture Index (NDMI) also allows the role of vegetation cover and soil moisture in the urban energy balance to be interpreted (Huete, 1988). AUHI

refers to the increase in air temperature in the lower urban atmospheric layer (canopy layer, which extends from the ground to approximately the average height of buildings, about 20–30 m), compared to surrounding non-urbanised areas. It is generated by factors such as building density, urban geometry, reduced ventilation, and anthropogenic emissions, and is generally highest at night, when the heat released from urban surfaces raises the air temperature. Its analysis requires data from weather stations and atmospheric observation instruments, or simulation using numerical models of the urban microclimate.

The distinction between SUHI and AUHI is methodologically relevant. While SUHI allows for the representation of thermo-radiative anomalies of urban surfaces with high spatial detail, AUHI describes the warming of air on

a local urban scale, incorporating the influence of building shapes and volumes. SUHI is a precursor to AUHI, as warmer surfaces release considerable heat in the evening and night hours, contributing to the rise in urban air temperature.

This study focuses on SUHI, as LST allows for more effective capture of surface variability and thermo-vegetation dynamics typical of extreme events in complex urban areas. For convenience, the term UHI will refer to SUHI in the rest of this paper.

Studies on surface urban heat islands are mainly based on LST data acquired by remote sensing sensors. These data provide a spatially continuous representation of the urban fabric, and allow for the precise identification of areas subject to greater surface heating. The main limitation of satellite data is their temporal resolution, which is

verso l'analisi delle variazioni della LST (Roba *et al.*, 2025) e degli indici di vegetazione, come l'NDVI (Li *et al.*, 2008).

L'integrazione tra LST e indici ecologici consente di descrivere in maniera più completa i processi che governano le anomalie termo-radiative urbane e il ruolo della copertura vegetale nel mitigare il riscaldamento superficiale.

A partire da tali informazioni sono state sviluppate diverse metodologie per l'identificazione e la classificazione delle UHI. Gli approcci più consolidati si basano su soglie statistiche o su interpolazioni spaziali, che traducono i valori osservati in mappe tematiche uniformate (Brabant *et al.*, 2024).

Negli ultimi anni, con l'aumento della disponibilità di dati geospaziali ha favorito l'impiego di tecniche di apprendimento supervisionato, come il machine learning e il deep learning, capaci di migliorare l'accuratezza della classificazione e di individuare correlazioni non lineari tra variabili ambientali (Ding *et al.*, 2023).

Questi approcci presentano tuttavia limiti significativi: richiedono ampie basi di dati etichettati per l'addestramento, che non sempre sono disponibili nei contesti urbani complessi; la dipendenza da infrastrutture di monitoraggio non sempre disponibili e un notevole dispendio di risorse computazionali e temporali che ne limita la replicabilità e la trasferibilità in altre città o scenari climatici (Alahakoon *et al.*, 2020).

Negli ultimi anni stanno emergendo metodologie non supervisionate capaci di superare parte di queste criticità, individuando pattern e strutture nei dati senza richiedere etichettature preliminari.

Tali approcci permettono di individuare pattern ricorrenti direttamente dai dati e risultano particolarmente adatti a contesti

urbani eterogenei dove coesistono superfici ad elevata variabilità morfologica e differenti livelli di vegetazione.

Nel presente contributo, il rischio da isole di calore urbane durante le ondate di calore è affrontato in termini prevalentemente termo-ambientali, ponendo l'accento sulla componente di pericolosità/esposizione legata alle anomalie di temperatura superficiale.

Tale lettura è integrata da una stima preliminare dell'esposizione della popolazione residente, ottenuta incrociando la classificazione fuzzy con i dati ISTAT per sezione di censimento. Questa informazione consente di evidenziare le aree urbane in cui le anomalie termiche coincidono con elevate concentrazioni di popolazione e fasce deboli.

In un'accezione più ampia, il rischio climatico urbano scaturisce dall'interazione tra hazard, esposizione e vulnerabilità; tuttavia, in questa prima applicazione l'attenzione è focalizzata sulla mappatura ad alta risoluzione delle condizioni di stress termico superficiale, che costituisce un prerequisito conoscitivo fondamentale per successive integrazioni con indicatori socio-demografici e di vulnerabilità insediativa. In questo senso, il modello proposto si configura come uno strumento operativo di lettura spaziale della pericolosità termica durante eventi estremi, funzionale all'impostazione di successive analisi di rischio multivariato.

In questo quadro, il presente studio applica tecniche di analisi automatica dei dati satellitari e di classificazione unsupervised per rilevare e mappare le aree urbane maggiormente esposte al rischio termico durante un evento di ondata di calore.

L'integrazione con la componente demografica arricchisce la lettura termo-ambientale con un primo livello di valutazione

generally lower than that of data collected in situ. However, their ability to return the urban thermal gradient with high spatial detail has consolidated their use in recent studies on urban thermo-environmental dynamics (Dang *et al.*, 2023). The evolution of Earth observation technologies, and improvements in the geometric and radiometric resolution of sensors have fostered growing interest in the analysis of LST variations (Roba *et al.*, 2025) and vegetation indices, such as NDVI (Li *et al.*, 2008). The integration of LST and ecological indices allows for a more complete description of the processes governing urban thermo-radiative anomalies and the role of vegetation cover in mitigating surface warming.

Based on this information, various methodologies have been developed for the identification and classifica-

tion of UHIs. The most established approaches are based on statistical thresholds or spatial interpolations, which translate the observed values into standardised thematic maps (Brabant *et al.*, 2024).

In recent years, the increased availability of geospatial data has favoured the use of supervised learning techniques, such as machine learning and deep learning, which can improve classification accuracy and identify nonlinear correlations between environmental variables (Ding *et al.*, 2023).

However, these approaches have significant limitations. They require large labelled databases for training, which are not always available in complex urban contexts, they depend on monitoring infrastructure that is not always available, and they require considerable computational and time resources, which limits their replicability and

transferability to other cities or climate scenarios (Alahakoon *et al.*, 2020).

In recent years, unsupervised methodologies have emerged that are capable of overcoming some of these critical issues by identifying patterns and structures in the data without requiring preliminary labelling.

These approaches allow recurring patterns to be identified directly from the data, and are particularly suitable for heterogeneous urban contexts where surfaces with high morphological variability and different levels of vegetation coexist.

In this paper, the risk from urban heat islands during heat waves is addressed mainly in thermo-environmental terms, with an emphasis on the hazard/exposure component linked to surface temperature anomalies.

This interpretation is supplemented by a preliminary estimate of the exposure

of the resident population, obtained by cross-referencing the fuzzy classification with ISTAT data by census section. This information makes it possible to highlight urban areas where thermal anomalies coincide with high population concentrations and vulnerable groups.

In a broader sense, urban climate risk arises from the interaction between hazard, exposure, and vulnerability. However, in this first application, the focus is on high-resolution mapping of surface heat stress conditions, which is a fundamental prerequisite for subsequent integration with socio-demographic and settlement vulnerability indicators. In this sense, the proposed model is an operational tool for spatial interpretation of thermal hazards during extreme events, which can be used to set up subsequent multivariate risk analyses.

dell'esposizione, utile a orientare priorità di intervento e strategie di adattamento. Inoltre, il framework GIS-based messo a punto può fornire un solido strumento a supporto di decisori e pianificatori per il monitoraggio in continuum delle isole di calore urbane e l'individuazione delle aree urbane più critiche che necessitano di mitigazione del surriscaldamento urbano e riduzione del rischio termico.

### Stato dell'arte

Il fenomeno delle isole di calore urbane è oggetto di un'ampia produzione scientifica in ragione degli impatti rilevanti che produce sulla salute pubblica, sulla domanda energetica e sulla qualità ambientale.

Numerosi studi hanno dimostrato come la presenza di UHI aggravi le conseguenze delle ondate di calore, accentuando le disuguaglianze territoriali e sociali, e rendendo necessario lo sviluppo di strumenti di analisi e mappatura utili alla gestione del rischio climatico. La capacità di restituire informazioni spazialmente e temporalmente affidabili è un requisito fondamentale per supportare politiche di adattamento e strategie di mitigazione orientate alla resilienza urbana. Le metodologie più consolidate per l'individuazione delle UHI si basano su soglie statistiche di temperatura superficiale, oppure su interpolazioni spaziali volte a estendere i dati puntuali raccolti da stazioni meteorologiche a intere porzioni di città (Brabant *et al.*, 2024). Sebbene efficaci, questi approcci sono spesso limitati dalla scarsa risoluzione spaziale dei dati e dalla difficoltà di cogliere la complessità termica degli ambienti urbani densi.

Parallelamente, l'evoluzione dei dataset geospaziali ha ampliato le possibilità di caratterizzazione delle UHI. I servizi *Copernicus*

*Land Monitoring* (CLMS) mettono oggi a disposizione prodotti tematici specifici – come gli High Resolution Layers sull'imperviousness, i dataset dedicati alle *Urban Heat Islands* e le serie HR-VPP sulla fenologia della vegetazione – che consentono di descrivere con maggiore precisione i fattori morfologici ed ecologici che contribuiscono al surriscaldamento urbano (Copernicus CLMS, 2023). Accanto agli aspetti legati alla copertura del suolo e alla distribuzione della vegetazione, un ruolo determinante nei processi di surriscaldamento superficiale è svolto dai materiali urbani. Le superfici ad alta capacità termica, le pavimentazioni scure e le coperture con basso albedo contribuiscono infatti all'accumulo di calore e alla persistenza delle anomalie termiche. In questo ambito, sono stati sviluppati negli ultimi anni materiali e soluzioni costruttive a elevata riflettanza, come i cosiddetti “*cool pavements*”, capaci di ridurre l'assorbimento della radiazione solare e mitigare localmente l'intensità della SUHI (Hendel, 2020).

Sul piano metodologico, a questa evoluzione delle basi dati si affianca la diffusione di tecniche di apprendimento supervisionato, come il *machine learning* e il *deep learning*, applicate alla classificazione e al riconoscimento delle anomalie termiche urbane (Ding *et al.*, 2023; Xu *et al.*, 2023).

Tali metodi hanno migliorato l'accuratezza e la capacità predittiva delle classificazioni, permettendo di cogliere relazioni complesse tra variabili climatiche, morfologiche e ambientali. Tuttavia, essi presentano limiti significativi: la necessità di disporre di *dataset* ampi ed etichettati per l'addestramento, la dipendenza da reti di monitoraggio non sempre capillari, e l'elevato dispendio di risorse computazionali che ne riduce la replicabilità e la trasferibilità in altri contesti urbani (Alahakoon

In this context, the present study applies automatic satellite data analysis and unsupervised classification techniques to detect and map urban areas most exposed to thermal risk during a heatwave event.

The integration with the demographic component enriches the thermo-environmental reading with a first level of exposure assessment, which is useful for guiding intervention priorities and adaptation strategies. Furthermore, the GIS-based framework developed can provide a solid tool to support decision-makers and planners in continuously monitoring urban heat islands, and in identifying the most critical urban areas that need urban overheating mitigation and thermal risk reduction.

### Related Work

The phenomenon of urban heat islands is the subject of extensive scientific

research due to its significant impact on public health, energy demand, and environmental quality.

Numerous studies have shown that the presence of UHIs exacerbates the consequences of heat waves, accentuating territorial and social inequalities, and making it necessary to develop analysis and mapping tools useful for climate risk management. The ability to provide spatially and temporally reliable information is a fundamental requirement for supporting adaptation policies and mitigation strategies aimed at urban resilience. The most established methodologies for identifying UHIs are based on statistical surface temperature thresholds or spatial interpolations aimed at extending the point data collected by weather stations to entire portions of cities (Brabant *et al.*, 2024).

Although effective, these approaches are often limited by the low spatial resolution of the data and the difficulty of capturing the thermal complexity of dense urban environments.

The evolution of geospatial datasets has expanded the possibilities for characterising UHIs. Copernicus Land Monitoring Services (CLMS) now provide specific thematic products – such as High Resolution Layers on imperviousness, datasets dedicated to Urban Heat Islands, and HR-VPP series on vegetation phenology – that allow for a more accurate description of the morphological and ecological factors contributing to urban overheating (Copernicus CLMS, 2023). Alongside aspects related to land cover and vegetation distribution, urban materials play a decisive role in surface overheating processes. Surfaces with high thermal capacity,

dark paving, and low albedo roofing contribute to heat accumulation and the persistence of thermal anomalies. In this context, highly reflective materials and construction solutions have been developed in recent years, such as ‘cool pavements’, which are capable of reducing solar radiation absorption, and of mitigating the intensity of SUHI locally (Hendel, 2020).

On a methodological level, this evolution of databases has been accompanied by the spread of supervised learning techniques, such as machine learning and deep learning, applied to the classification and recognition of urban thermal anomalies (Ding *et al.*, 2023; Xu *et al.*, 2023).

These methods have improved the accuracy and predictive power of classifications, allowing complex relationships between climatic, morphological, and environmental variables to



et al., 2020). In risposta a queste criticità, negli ultimi anni si è sviluppato un crescente interesse verso approcci non supervisionati, capaci di individuare strutture e *pattern* ricorrenti nei dati senza richiedere etichettature preliminari

Le tecniche di clustering, in particolare, consentono di rilevare gruppi omogenei di comportamento termico a partire da grandi moli di dati, offrendo una rappresentazione più flessibile del fenomeno urbano. All'interno di questa famiglia, il clustering fuzzy si distingue per la capacità di assegnare a ciascun elemento un grado di appartenenza a più cluster, superando la rigidità delle classificazioni crisp. Questa caratteristica risulta particolarmente utile nei contesti urbani, dove le transizioni tra aree densamente edificate e spazi verdi non sono mai nette, ma distribuite lungo gradienti complessi. Nonostante il potenziale, le applicazioni del *clustering fuzzy* allo studio delle UHI restano ancora limitate. Alcuni studi recenti hanno dimostrato la sua efficacia nell'individuare hotspot urbani con maggiore affidabilità rispetto ad altre metodologie, soprattutto quando integrato con indicatori come la LST e l'NDVI. Inoltre, la possibilità di implementare tali approcci in ambiente GIS ne amplifica la rilevanza operativa, offrendo strumenti facilmente interpretabili da amministratori e pianificatori urbani e alla valutazione preliminare del rischio termico.

## Metodologia

### Caso Studio

La città di Napoli è stata scelta come caso studio per la sua collocazione in area mediterranea, caratterizzata da estati calde e siccitose, e per la particolare vulnerabilità agli effetti delle ondate di calore. L'elevata densità edilizia, la scarsità di spazi verdi in alcune zone centrali e la presenza di forti disuguaglianze socio-economiche la rendono

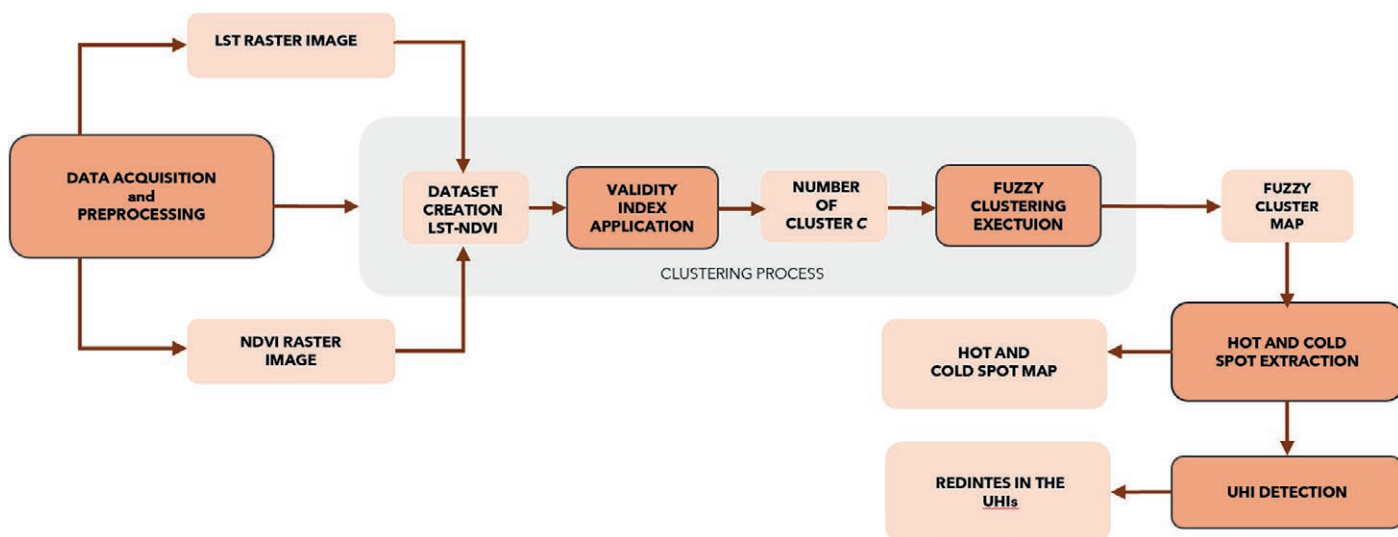
un contesto urbano emblematico per l'analisi del rischio termico e per la sperimentazione di metodologie di mappatura delle isole di calore urbane. L'analisi ha riguardato l'ondata di calore del luglio 2022. La scelta di un'unica immagine costituisce una scelta metodologica consapevole. Le UHIs raggiungono la massima intensità proprio durante eventi estremi, quando la radiazione solare, l'aridità dei suoli e l'accumulo di calore nei materiali urbani amplificano le differenze termo-radiative tra superfici. L'analisi di una scena rappresentativa di tali condizioni consente di cogliere la struttura spaziale dell'UHI con maggiore stabilità e interpretabilità rispetto a periodi non estremi, risultando particolarmente adatta a finalità conoscitive e di supporto alla pianificazione urbana.

Il quadro metodologico sviluppato per l'identificazione e l'analisi degli UHI prevede una sequenza sistematica di passaggi (Fig. 1).

Di seguito sono descritti gli step della metodologia.

**Data acquisition and preprocessing** – In questa fase sono acquisite dal satellite *Landsat 8 OLI/TIRS* immagini multispettrali in bande del visibile e dell'infrarosso per costruire due indicatori principali:

- *Land Surface Temperature* (LST), che esprime la temperatura radiativa della superficie terrestre, stimata a partire dalle bande termiche del sensore satellitare e consente di evidenziare le anomalie termiche presenti nel tessuto urbano. La LST viene calcolata a partire dalla banda termica TIRS mediante conversione dei Digital Number in radianza, correzione atmosferica e la successiva stima della temperatura superficiale.



- *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), un indice di misura della vigoria della vegetazione. Esso è normalizzato tra -1 e +1: valori prossimi a +1 indicano una vegetazione densa e in buono stato, valori prossimi a 0 corrispondono a superfici urbane, rocciose o prive di vegetazione, mentre valori negativi (fino a -1) sono associati alla presenza di acqua o di suoli nudi.

Il preprocessing dei dati ha incluso correzioni atmosferiche e radiometriche, nonché il riallineamento geometrico delle immagini per garantire la perfetta corrispondenza spaziale tra i dataset. Le mappe di LST e NDVI sono state normalizzate e integrate in ambiente GIS, costituendo la base informativa per le fasi successive di clustering e analisi spaziale.

**Validity index application** – Dopo aver predisposto il dataset di input per l'attività di clustering, costituito dai raster LST e NDVI, è effettuata la selezione del numero ottimale di cluster C. La selezione è stata compiuta mediante la comparazione di tre validity index tra i più diffusi in letteratura:

- Xie–Beni Index (XBI)
- Davies–Bouldin Index (DBI)
- Fukuyama–Sugeno Index (FSI).

I tre indici determinano il numero ottimale di cluster come quello che fornisce la migliore similarità intercluster e dissimilarità intracluster. Gli indici sono stati calcolati per valori di C compresi tra 3 e 15.

Poiché ogni indice tende a privilegiare differenti proprietà del clustering, la scelta è stata effettuata identificando la soluzione più stabile tra i criteri, ovvero il valore di C che emerge con maggiore frequenza come ottimale e che mostra coerenza nel

comportamento dei tre validatori. Tale approccio garantisce una selezione robusta, non dipendente da un singolo indice e maggiormente interpretabile dal punto di vista termico ed ecologico.

**Fuzzy clustering execution** – Il cuore del metodo è da un processo unsupervised di fuzzy clustering, implementato mediante l'esecuzione dell'algoritmo Fuzzy C-Means (FCM). Si tratta di una tecnica non supervisionata che consente di raggruppare i pixel sulla base dei valori combinati di LST e NDVI, attribuendo a ciascun pixel un grado di appartenenza a ogni cluster. L'algoritmo opera attraverso un processo iterativo articolato in due passaggi principali:

1. Aggiornamento dei centroidi dei cluster
  - a ogni iterazione viene calcolata la posizione media dei cluster, pesata in base ai gradi di appartenenza dei pixel;
  - i centroidi si spostano progressivamente verso le regioni dei dati che meglio rappresentano ciascun gruppo termo-vegetazionale.
2. Aggiornamento dei gradi di appartenenza
  - per ogni pixel sono ricalcolati i valori di appartenenza fuzzy in funzione della distanza relativa dai centroidi;
  - i pixel più vicini a un centroide hanno appartenenze elevate, mentre quelli in zone di transizione presentano valori intermedi.

Il processo si ripete fino al raggiungimento di una soglia di convergenza prestabilita.

Il risultato di questa fase è una mappa tematica, denominata, *Fuzzy Cluster Map*, in cui ogni pixel è etichettato col cluster cui appartiene con maggior grado di appartenenza.

be captured. However, they have significant limitations, including the need for large, labelled datasets for training, dependence on monitoring networks that are not always widespread, and high computational resource requirements that reduce their replicability and transferability to other urban contexts (Alahakoon *et al.*, 2020). In response to these critical issues, in recent years there has been growing interest in unsupervised approaches capable of identifying recurring structures and patterns in data without requiring preliminary labelling.

Clustering techniques, in particular, allow the detection of homogeneous groups of thermal behaviour from large amounts of data, offering a more flexible representation of the urban phenomenon. Within this family, fuzzy clustering stands out for its ability to assign each element a degree

of membership to multiple clusters, overcoming the rigidity of crisp classifications. This feature is particularly useful in urban contexts, where transitions between densely built-up areas and green spaces are never sharp but distributed along complex gradients. Despite its potential, the applications of fuzzy clustering to the study of UHIs remain limited. Some recent studies have demonstrated its effectiveness in identifying urban hotspots with greater reliability than other methodologies, especially when integrated with indicators such as LST and NDVI. Furthermore, the possibility of implementing such approaches in a GIS environment amplifies their operational relevance, offering tools for preliminary thermal risk assessment, and devices that can be easily interpreted by urban administrators and planners.

## Methodology

### Case Study

The city of Naples was chosen as a case study due to its location in the Mediterranean region, characterised by hot, dry summers, and its particular vulnerability to the effects of heat waves. The high building density, the scarcity of green spaces in some central areas, and the presence of strong socio-economic inequalities make it an emblematic urban context for the analysis of thermal risk, and for testing methodologies for mapping urban heat islands. The analysis focused on the heatwave of July 2022. The choice of a single image is an intentional methodological approach. UHIs reach their maximum intensity during extreme events, when solar radiation, soil dryness, and heat accumulation in urban materials amplify the thermoradiative differences between surfaces.

The analysis of a scene representative of these conditions allows the spatial structure of the UHI to be captured with greater stability and interpretability than in non-extreme periods, making it particularly suitable for cognitive purposes and urban planning support. The methodological framework developed for the identification and analysis of UHIs involves a systematic sequence of steps (Fig. 1).

The steps of the methodology are described below.

**Dataset and preprocessing** – At this stage, multispectral images in the visible and infrared bands are acquired by the Landsat 8 OLI/TIRS satellite to construct two main indicators:

- Land Surface Temperature (LST), which expresses the radiative temperature of the Earth's surface, estimated from the thermal bands of

**Hot and cold spot extraction** – Una volta ottenuta la classificazione dei pixel, l'analisi dei centroidi nello spazio LST-NDVI consente di distinguere tre principali tipi di aree con diversi comportamenti termo-vegetazionali:

- *hotspot*: appartenenti a cluster con centroidi con valori elevati di LST e valori negativi o prossimi a zero di NDVI, tipici di aree ad alta impermeabilizzazione e scarsa capacità di mitigazione;
- *coldspot*: appartenenti a cluster con valori LST contenuti e valori NDVI positivi e elevati, caratteristici di zone verdi periurbane e ambiti con buona dotazione ecosistemica;
- aree intermedie: appartenenti a cluster che descrivono condizioni di transizione tra tessuti urbani differenti.

Le aree hotspot rappresentano le potenziali aree UHI; esse identificano le aree urbane critiche durante il periodo di ondata di calore registrato.

Risultato di questo processo è mappa tematica che evidenzia le aree urbane *hot* e *coldspot*; le aree *hotspot* identificano le UHI generate e rappresentano le zone più critiche da monitorare; le aree *coldspot* identificano le zone urbane di rinfrescamento.

Il processo fornisce, inoltre, una stima della popolazione a rischio (*Residents in the UHIs*) costituita dalla popolazione residente nelle UHI. Essa è stimata a partire dai dati di censimento della popolazione suddivisi per zona di censimento.

Il framework è stato implementato su una piattaforma GIS costruita sulla suite *ESRI ARCGIS Pro 3.4*, utilizzando le librerie *Python ESRI ArcPy*. Il framework è stato sperimentato sull'area urbana di studi costituita dalla città di Napoli.

the satellite sensor. It allows thermal anomalies in the urban fabric to be highlighted. LST is calculated from the TIRS thermal band by converting Digital Numbers into radiance, atmospheric correction, and subsequent estimation of surface temperature.

- Normalised Difference Vegetation Index (NDVI), an index measuring vegetation vigour. It is normalised between -1 and +1. Values close to +1 indicate dense vegetation in good condition, values close to 0 correspond to urban, rocky or vegetation-free surfaces, while negative values (up to -1) are associated with the presence of water or bare soil.

Data preprocessing included atmospheric and radiometric corrections, as well as geometric realignment of images to ensure perfect spatial corre-

spondence between datasets. The LST and NDVI maps were normalised and integrated into a GIS environment, forming the information base for the subsequent clustering and spatial analysis phases.

**Validity index application** – The optimal number of clusters *C* was selected after preparing the input dataset for clustering, consisting of LST and NDVI rasters. The selection was made by comparing three of the most widely used validity indices in the literature:

- Xie–Beni Index (XBI)
- Davies–Bouldin Index (DBI)
- Fukuyama–Sugeno Index (FSI).

The three indices determine the optimal number of clusters as the one that provides the best intercluster similarity and intracluster dissimilarity. The indices were calculated for *C* values between 3 and 15.

Di seguito sono mostrati e discussi i risultati dei *test* compiuti considerando periodi di ondata di calore estiva succeduti negli ultimi 3 anni, dal 2022 al 2024.

## Risultati

I test sono stati compiuti costruendo da riprese Landsat dataset LST e NDVI durante ondate di calore succedute nei mesi estivi dal 2022 al 2024.

Di seguito si riportano in maniera completa i risultati ottenuti considerando una ondata di calore di 28 giorni consecutivi accaduta nella fine di luglio 2022; le riprese satellitari acquisite sono quelle compiute dal satellite in 30 luglio 2022.

La mappa LST (Fig. 2) mostra valori compresi tra 18°C e 50°C, con concentrazioni di temperature elevate nei quartieri centrali e lungo il fronte costiero orientale.

L'NDVI (Fig. 3) presenta valori più elevati nelle aree collinari e periurbane e valori prossimi allo zero nelle zone densamente urbanizzate.

La distribuzione congiunta LST – NDVI evidenzia che i valori più elevati di LST si riscontrano in presenza di superfici con bassa copertura vegetale.

I risultati del calcolo dei tre validity indices Xie–Beni, Davies–Bouldin e Fukuyama–Sugeno hanno evidenziato in 9 il numero ottimale di cluster. L'algoritmo FCM è stato eseguito sul dataset formato dai raster normalizzati LST e NDVI. Al termine dell'esecuzione l'algoritmo ha restituito la mappa tematica in Fig. 4, in cui è presente la classificazione in 9 gruppi termo-vegetazionali.

L'analisi dei centroidi nel piano LST–NDVI evidenzia due punti di flesso termici significativi (Fig. 5).

Since each index tends to favour different clustering properties, the choice was made by identifying the most stable solution among the criteria, i.e., the value of *C* that emerges most frequently as optimal and shows consistency in the behaviour of the three validators. This approach ensures a robust selection that does not depend on a single index, and is more interpretable from a thermal and ecological point of view.

**Fuzzy clustering execution** – The core of the method is an unsupervised fuzzy clustering process implemented by running the Fuzzy C-Means (FCM) algorithm. This is an unsupervised technique that allows pixels to be grouped based on the combined values of LST and NDVI, assigning each pixel a degree of membership to each cluster.

The algorithm operates through an iterative process divided into two main steps:

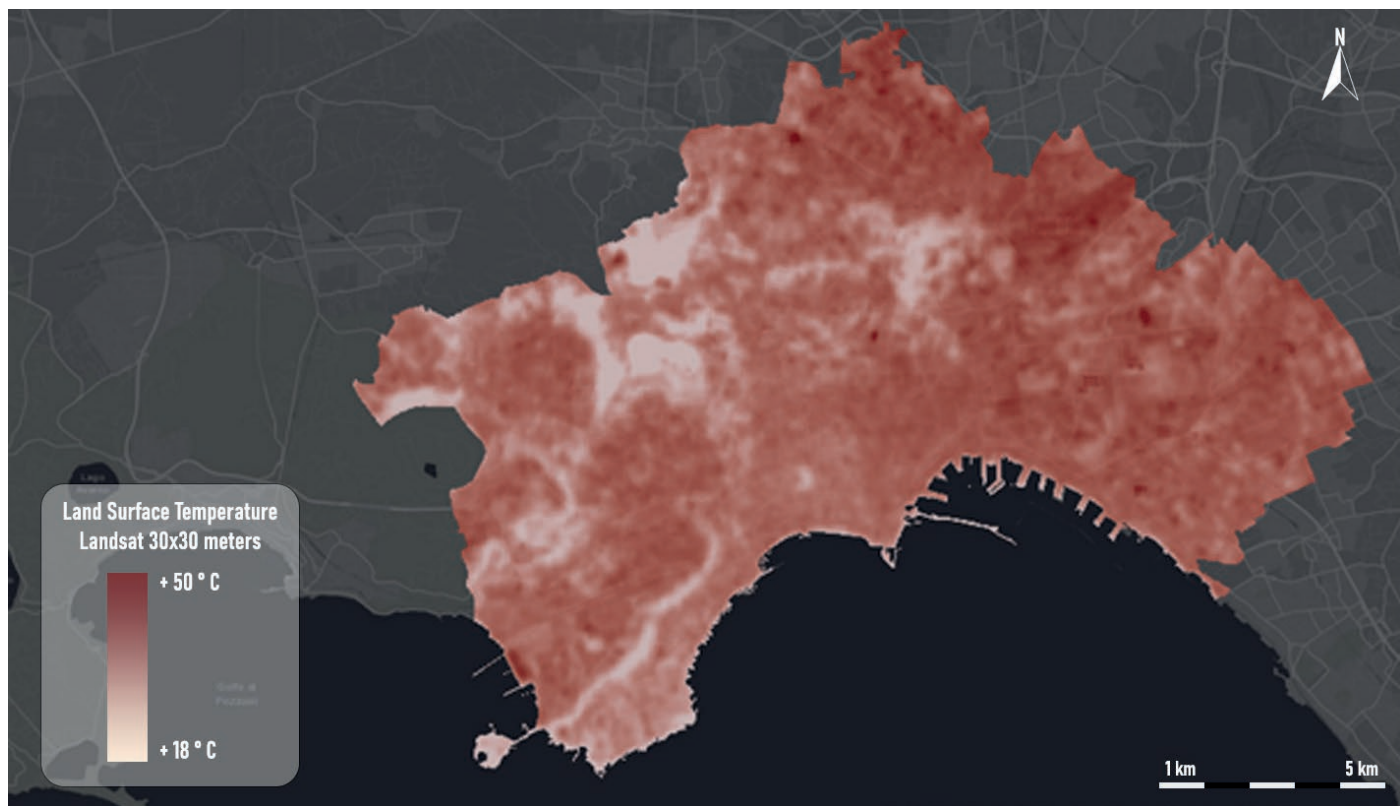
1. Updating the cluster centroids
  - at each iteration, the average position of the clusters is calculated, weighted according to the degrees of membership of the pixels;
  - the centroids progressively move towards the data regions that best represent each thermo-vegetational group.
2. Updating the degrees of membership
  - For each pixel, the fuzzy membership values are recalculated according to the relative distance from the centroids.
  - The pixels closest to a centroid have high membership, while those in transition zones have intermediate values.



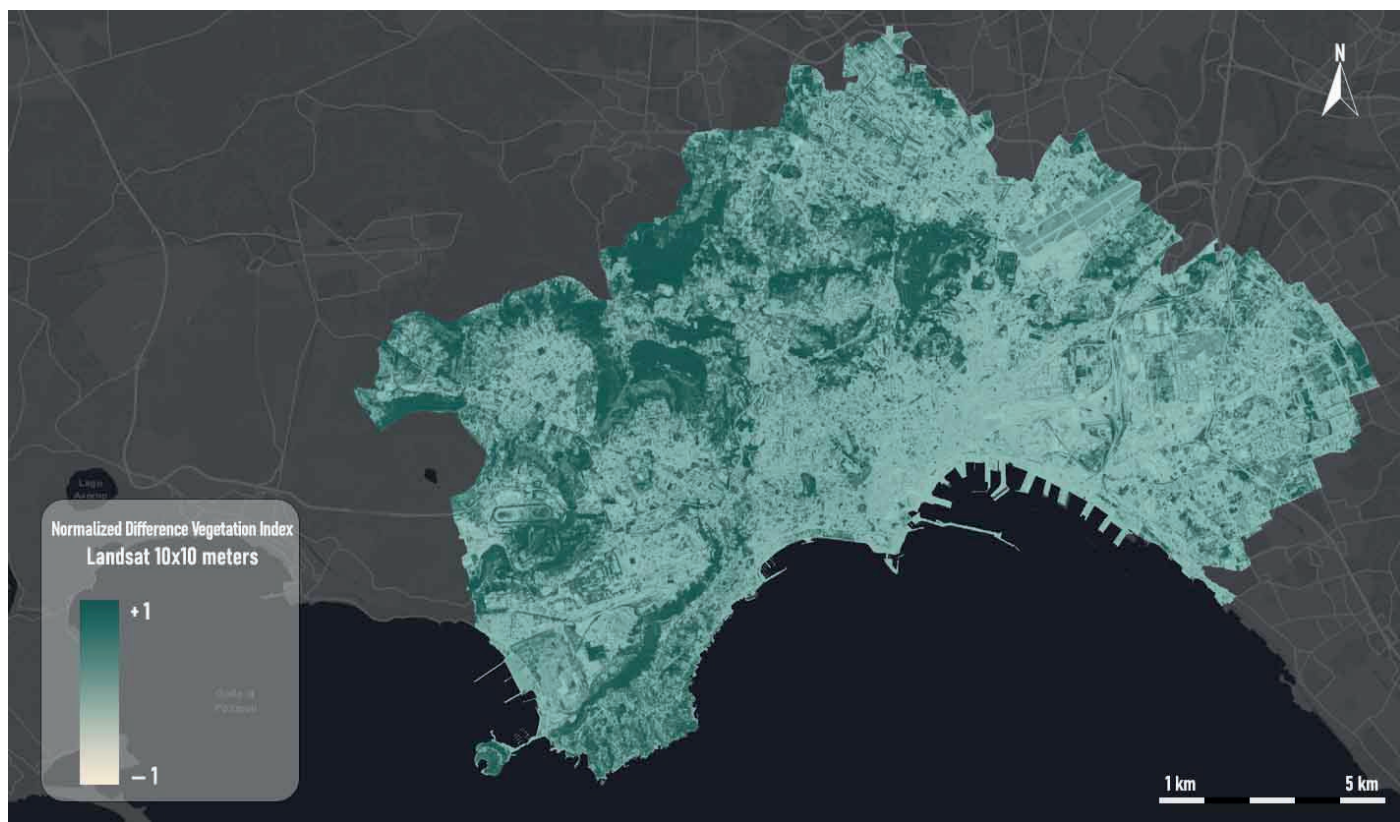
02 | Mappa della temperatura superficiale terrestre (LST) della città di Napoli durante l'ondata di calore di luglio 2022  
*Map of the land surface temperature (LST) of the city of Naples during the heatwave of July 2022*

03 | Mappa dell'indice di vegetazione NDVI della città di Napoli durante l'ondata di calore di luglio 2022  
*Map of the NDVI vegetation index for the city of Naples during the heatwave of July 2022*

02 |



03 |





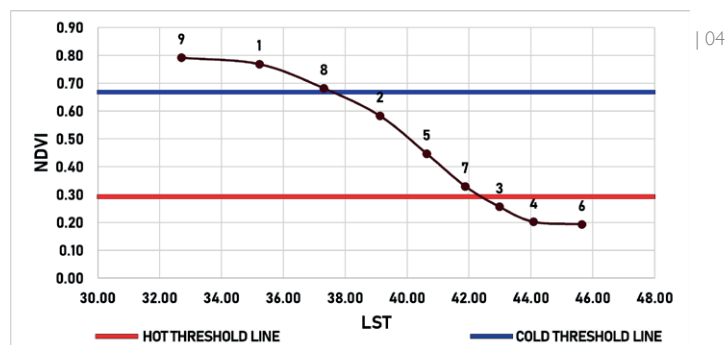
Per valori di LST inferiori a circa 34–35°C, l'NDVI rimane elevato e stabile, definendo la soglia cold. Superata questa soglia, l'NDVI decresce rapidamente fino a stabilizzarsi su valori prossimi allo zero oltre 44–45°C, configurando la soglia hot oltre la quale la vegetazione non è più in grado di mitigare l'accumulo termico.

Sulla base di tali soglie, i cluster 3, 4 e 6 ricadono nell'intervallo hot, con LST medie > 44°C e NDVI < 0.10, rappresentando le aree di massima intensità di SUHI.

Al contrario, i cluster 9, 1 e 8 si collocano nell'intervallo cold, con LST < 35°C e NDVI compresi tra 0.40–0.80, descrivendo le aree con maggiore capacità vegetazionale di mitigazione.

I cluster rimanenti rappresentano condizioni intermedie tra superfici altamente impermeabili e aree con coperture vegetali discontinue.

La Figura 6 mostra la distribuzione spaziale degli *hotspot* e dei *coldspot* derivati dalla classificazione fuzzy: gli *hotspot* coincidono con le porzioni urbane a più elevato surriscaldamento superficiale, mentre i *coldspot* delineano le aree con maggiore capacità di mitigazione vegetazionale. La mappa permette di cogliere con immediatezza i principali contrasti termo-ambientali del tessuto urbano.

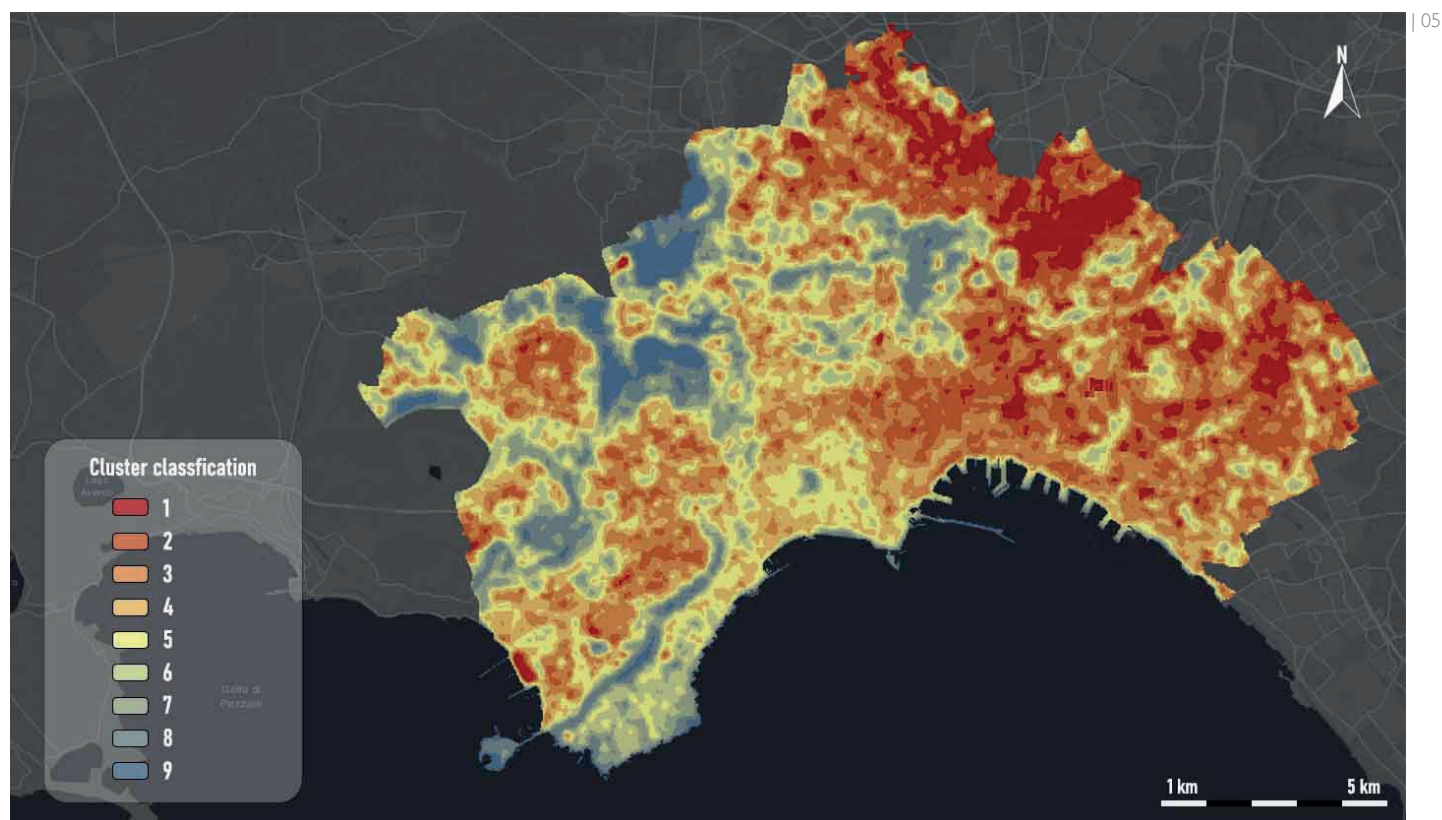


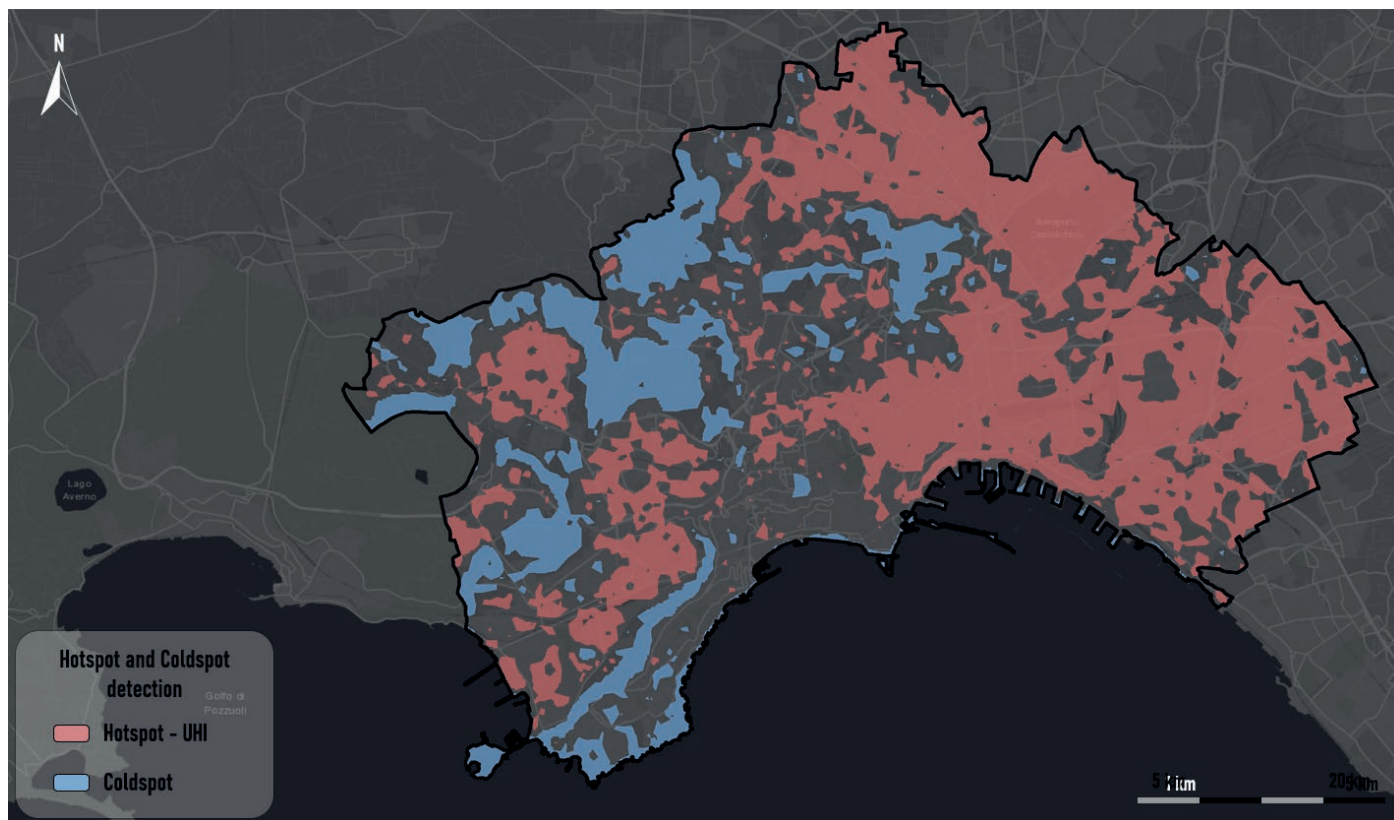
La stima del numero di residenti in aree critiche (Residents in UHIs) è stata compiuta intersecando le aree hotspot con le aree di censimento dell'ultimo censimento ISTAT del 2021.

La procedura è stata eseguita considerando due ulteriori ondate di calore accadute tra luglio e agosto del 2023 e del 2024.

In Tab. 1 sono mostrati i risultati ottenuti durante le ondate di calore analizzate accadute nei tre anni. Per ogni quartiere della città sono evidenziate, oltre alla superficie del quartiere e alla popolazione residente, il rapporto di copertura RC delle UHI, dato dal rapporto tra l'estensione delle UHI nel quartiere e l'estensione del quartiere e la popolazione del quartiere residente in UHI.

La tabella evidenzia una crescita negli anni dell'estensione media delle UHI e della popolazione a rischio. Rispetto al 2022 nel 2024 il rapporto di copertura delle UHI è mediamente cresciuto del 1.12%, con un picco massimo di oltre il 5% nel quartiere Porto. La popolazione a rischio, residente nelle UHI è cresciuta





da 485.671, nel periodo luglio-agosto 2022 a 494.515 nel periodo luglio-agosto 2024.

## Discussione

I risultati mostrano come l'utilizzo congiunto degli indici LST e NDVI e del metodo *unsupervised* di fuzzy clustering FCM permette di rilevare con buon livello di dettaglio la configurazione termo-superficiale della città durante un evento

estremo di ondata di calore e di estrarre le isole di calore urbane e stimare la popolazione a rischio. Rispetto alle metodologie tradizionali basate su soglie o interpolazioni, l'approccio *fuzzy-based* restituisce la natura continua dei processi termo-ambientali, evidenziando gradualmente le transizioni tra aree soggette a forte surriscaldamento e zone caratterizzate da maggiore dotazione vegetale.

The process is repeated until a previously established convergence threshold is reached.

The result of this phase is a thematic map, called a Fuzzy Cluster Map, in which each pixel is labelled with the cluster it belongs to with the highest degree of membership.

**Hot and cold spot extraction** – Once the pixels have been classified, analysis of the centroids in the LST-NDVI space allows three main types of areas with different thermal-vegetation behaviours to be distinguished:

- hotspots: belonging to clusters with centroids with high LST values and negative or near-zero NDVI values, typical of areas with high impermeability and poor mitigation capacity;
- coldspots: belonging to clusters with low LST values and positive,

high NDVI values, characteristic of peri-urban green areas and areas with good ecosystem resources;

- intermediate areas: belonging to clusters that describe transitional conditions between different urban fabrics.

Hotspot areas represent potential UHI areas. They identify critical urban areas during the recorded heatwave period.

The result of this process is a thematic map highlighting urban hotspots and coldspots. Hotspot areas identify the UHIs generated and represent the most critical areas to monitor, while coldspot areas identify urban cooling zones.

The process also provides an estimate of the population at risk (Residents in the UHIs), consisting of the population residing in the UHIs. This is estimated from population census data broken down by census area.

The framework was implemented on a GIS platform built on the ESRI ARCGIS Pro 3.4 suite, using ESRI ArcPy Python libraries. The framework was tested on the urban study area consisting of the city of Naples. The results of the tests carried out considering summer heat wave periods over the last three years, from 2022 to 2024, are shown and discussed below.

## Results

The tests were carried out by constructing LST and NDVI datasets from Landsat images during heat waves that occurred in the summer months from 2022 to 2024.

The results obtained for a heat wave lasting 28 consecutive days at the end of July 2022 are shown in full below. The satellite images acquired are those taken by the satellite on 30 July 2022.

The LST map (Fig. 2) shows values between 18°C and 50°C, with concentrations of high temperatures in the central districts and along the eastern coastline.

The NDVI (Fig. 3) shows higher values in hilly and peri-urban areas, and values close to zero in densely urbanised areas.

The joint LST-NDVI distribution shows that the highest LST values are found in areas with low vegetation cover.

The results of the calculation of the three validity indices Xie-Beni, Davies-Bouldin, and Fukuyama-Sugeno showed that 9 was the optimal number of clusters. The FCM algorithm was run on the dataset formed by the normalised LST and NDVI rasters. At the end of the execution, the algorithm returned the thematic map

Tab. 01 | Rapporti di copertura e popolazione residente in UHI per quartiere durante le ondate di calore nei periodi tra luglio e agosto del 2022, 2023 e 2024.  
Coverage ratios and resident population in UHI by neighbourhood during heat waves in July and August 2022, 2023, and 2024.

| Quartieri               | Area Quart<br>[km <sup>2</sup> ] | Area UHI<br>Quart [km <sup>2</sup> ] | Abitanti | RC (luglio-<br>agosto 2022) | Popolazione<br>in UHI (luglio-<br>agosto 2022) | RC (luglio-<br>agosto 2023) | Popolazione<br>in UHI (luglio-<br>agosto 2023) | RC (luglio-<br>agosto 2024) | Popolazione<br>in UHI (luglio-<br>agosto 2024) |
|-------------------------|----------------------------------|--------------------------------------|----------|-----------------------------|------------------------------------------------|-----------------------------|------------------------------------------------|-----------------------------|------------------------------------------------|
| Arenella                | 5,189                            | 0,761                                | 77.597   | 14,67%                      | 11.385                                         | 15,15%                      | 11.754                                         | 15,28%                      | 11.857                                         |
| Avvocata                | 1,210                            | 0,876                                | 43.523   | 72,36%                      | 31.491                                         | 72,86%                      | 31.710                                         | 73,43%                      | 31.960                                         |
| Bagnoli                 | 8,038                            | 1,513                                | 23.884   | 18,82%                      | 4.495                                          | 18,93%                      | 4.521                                          | 19,91%                      | 4.755                                          |
| Barra                   | 7,647                            | 4,837                                | 41.771   | 63,25%                      | 26.419                                         | 63,62%                      | 26.576                                         | 64,23%                      | 26.831                                         |
| Chiaia                  | 2,791                            | 0,109                                | 50.909   | 3,92%                       | 1.993                                          | 4,02%                       | 2.044                                          | 4,13%                       | 2.101                                          |
| Chiaiano                | 9,570                            | 1,130                                | 29.576   | 11,81%                      | 3.494                                          | 12,20%                      | 3.610                                          | 12,76%                      | 3.775                                          |
| Fuorigrotta             | 6,510                            | 2,593                                | 75.264   | 39,84%                      | 29.983                                         | 39,94%                      | 30.061                                         | 40,28%                      | 30.313                                         |
| Mercato                 | 0,571                            | 0,348                                | 9.624    | 61,00%                      | 5.871                                          | 63,06%                      | 6.069                                          | 63,30%                      | 6.092                                          |
| Miano                   | 2,047                            | 1,382                                | 27.463   | 67,50%                      | 18.536                                         | 68,54%                      | 18.824                                         | 69,09%                      | 18.975                                         |
| Montecalvario           | 0,782                            | 0,283                                | 31.105   | 36,25%                      | 11.275                                         | 36,63%                      | 11.395                                         | 36,75%                      | 11.430                                         |
| Pendino                 | 0,767                            | 0,614                                | 23.014   | 80,02%                      | 18.415                                         | 80,12%                      | 18.439                                         | 80,32%                      | 18.485                                         |
| Pianura                 | 11,328                           | 2,341                                | 51.091   | 20,67%                      | 10.559                                         | 21,19%                      | 10.827                                         | 21,31%                      | 10.889                                         |
| Piscinola               | 3,854                            | 1,904                                | 32.609   | 49,40%                      | 16.109                                         | 50,28%                      | 16.396                                         | 51,08%                      | 16.657                                         |
| Poggioreale             | 4,581                            | 2,909                                | 24.210   | 63,50%                      | 15.372                                         | 64,41%                      | 15.594                                         | 64,96%                      | 15.726                                         |
| Ponticelli              | 9,392                            | 6,771                                | 42.585   | 72,09%                      | 30.699                                         | 72,73%                      | 30.972                                         | 72,75%                      | 30.980                                         |
| Porto                   | 0,437                            | 0,247                                | 6.836    | 56,53%                      | 3.865                                          | 60,41%                      | 4.130                                          | 62,34%                      | 4.262                                          |
| Posillipo               | 4,956                            | 0,028                                | 24.807   | 0,56%                       | 140                                            | 1,30%                       | 323                                            | 1,76%                       | 436                                            |
| San Carlo all'Arena     | 7,615                            | 2,183                                | 70.883   | 28,66%                      | 20.317                                         | 29,05%                      | 20.593                                         | 29,32%                      | 20.783                                         |
| San Ferdinando          | 1,180                            | 0,174                                | 29.283   | 14,71%                      | 4.307                                          | 15,23%                      | 4.459                                          | 15,75%                      | 4.614                                          |
| San Giovanni a Teduccio | 2,547                            | 1,381                                | 22.706   | 54,23%                      | 12.314                                         | 54,73%                      | 12.426                                         | 55,38%                      | 12.575                                         |
| San Giuseppe            | 0,418                            | 0,302                                | 8.525    | 72,24%                      | 6.158                                          | 72,61%                      | 6.190                                          | 72,92%                      | 6.216                                          |
| San Lorenzo             | 1,488                            | 1,463                                | 54.285   | 98,31%                      | 53.368                                         | 98,84%                      | 53.657                                         | 98,94%                      | 53.712                                         |
| San Pietro a Patierno   | 5,311                            | 4,646                                | 18.718   | 87,48%                      | 16.375                                         | 87,61%                      | 16.399                                         | 89,07%                      | 16.672                                         |
| Scampia                 | 3,913                            | 2,852                                | 23.999   | 72,89%                      | 17.493                                         | 73,00%                      | 17.520                                         | 74,19%                      | 17.805                                         |
| Secondigliano           | 2,924                            | 2,569                                | 58.618   | 87,87%                      | 51.507                                         | 87,90%                      | 51.524                                         | 88,21%                      | 51.710                                         |
| Soccavo                 | 5,118                            | 1,831                                | 46.732   | 35,78%                      | 16.719                                         | 35,93%                      | 16.793                                         | 36,17%                      | 16.902                                         |
| Stella                  | 2,013                            | 0,633                                | 37.279   | 31,42%                      | 11.713                                         | 31,94%                      | 11.905                                         | 32,56%                      | 12.139                                         |
| Vicaria                 | 0,704                            | 0,688                                | 19.428   | 97,75%                      | 18.990                                         | 97,78%                      | 18.997                                         | 98,75%                      | 19.185                                         |
| Vomero                  | 2,086                            | 0,229                                | 57.619   | 10,96%                      | 6.317                                          | 11,20%                      | 6.456                                          | 11,21%                      | 6.459                                          |
| Zona Industriale        | 2,932                            | 2,295                                | 12.769   | 78,26%                      | 9.993                                          | 79,26%                      | 10.089                                         | 80,29%                      | 10.220                                         |

| Tab. 01

in Fig. 4, which shows the classification into 9 thermo-vegetation groups. The analysis of the centroids in the LST–NDVI plane highlights two significant thermal inflection points (Fig. 5). For LST values below approximately 34–35°C, the NDVI remains high and stable, defining the cold threshold. Above this threshold, the NDVI decreases rapidly until it stabilises at values close to zero above 44–45°C, setting the hot threshold above which vegetation is no longer able to mitigate heat accumulation. Based on these thresholds, clusters 3, 4, and 6 fall within the hot range, with average LSTs > 44°C and NDVIs < 0.10, representing the areas of maximum SUHI intensity. Conversely, clusters 9, 1, and 8 fall within the cold range, with LST < 35°C and NDVI between 0.40–0.80,

describing areas with greater vegetation mitigation capacity. The remaining clusters represent intermediate conditions between highly impervious surfaces and areas with discontinuous vegetation cover. Figure 6 shows the spatial distribution of hotspots and coldspots derived from fuzzy classification. Hotspots coincide with urban areas with the highest surface overheating, while coldspots delineate areas with greater vegetation mitigation capacity. The map provides an immediate overview of the main thermal-environmental contrasts in the urban fabric. The estimate of the number of residents in critical areas (Residents in UHIs) was made by intersecting the hotspot areas with the census areas of the latest ISTAT census of 2021. The procedure was carried out considering two additional heat waves

that occurred between July and August 2023 and 2024. Table 1 shows the results obtained during the heat waves analysed over the three years. In addition to the neighbourhood's surface area and resident population, the RC coverage ratio of the UHIs is highlighted for each neighbourhood in the city. It is given by the ratio between the extent of the UHIs in the neighbourhood, and the extent of the neighbourhood and the population of the neighbourhood residing in the UHI. The table shows an increase over the years in both the average extent of UHIs and the population at risk. Compared to 2022, in 2024 the UHI coverage ratio grew by an average of 1.12%, with a peak of over 5% in the Porto district. The population at risk residing in UHIs grew from 485,671

in July-August 2022 to 494,515 in July-August 2024.

**Discussion**

The results show that the combined use of LST and NDVI indices, and the unsupervised fuzzy clustering FCM method allows for the detection, with a good level of detail, of the city's surface temperature configuration during an extreme heat wave event, as well as the extraction of urban heat islands and the estimation of the population at risk. Compared to traditional threshold or interpolation-based methodologies, the fuzzy-based approach reflects the continuous nature of thermal-environmental processes, gradually highlighting the transitions between areas subject to severe overheating and areas characterised by greater vegetation cover.



Le UHI, rappresentate da aree *hotspot*, coincidono con zone ad alta impermeabilizzazione, presenza di materiali a elevata capacità termica e configurazioni urbane compatte, mentre le aree *coldspot* ricadono in corrispondenza di superfici vegetate e tessuti a bassa densità edilizia. La classificazione continua permette inoltre di identificare con precisione le aree di transizione, che spesso corrispondono a margini tra tessuti edificati e spazi verdi, dove piccoli cambiamenti nella copertura o nelle superfici possono generare variazioni termiche significative.

L'analisi congiunta di LST e NDVI conferma l'effetto modulatore della copertura vegetale sulle temperature superficiali. La presenza di vegetazione influisce sulla distribuzione dei *cluster*, riducendo localmente l'intensità termica attraverso processi di evapotraspirazione e maggiore permeabilità del suolo. Le aree caratterizzate da materiali scuri o ad alta inerzia termica mostrano i valori più elevati di LST, mentre superfici chiare o trattate con materiali più riflettenti presentano anomalie termiche inferiori. Anche la presenza di elementi idrici contribuisce a mitigare localmente le temperature superficiali.

Il *framework* proposto è stato sperimentato per monitorare l'andamento delle UHI durante periodi di calore occorsi sulla città di Napoli durante i mesi di luglio e agosto dal 2022 al 2024. I risultati hanno evidenziato un *trend* in crescita delle superfici UHI nei tre anni e un corrispondente aumento della popolazione a rischio.

Questi risultati rendono il *framework* un valido strumento di monitoraggio che permette di localizzare le UHI e valutare la loro espansione nel tempo.

Alcune limitazioni restano tuttavia presenti. La risoluzione spaziale delle immagini Landsat (30 m) non consente di cogliere il

dettaglio delle micro-configurazioni tipiche delle aree urbane storiche o dei tessuti compatti. Applicazioni future potranno beneficiare dell'integrazione con dati ad alta risoluzione provenienti da rilievi aerei, sensori locali o modelli climatici urbani, nonché dall'inclusione di indicatori socio-demografici utili a valutare la vulnerabilità delle popolazioni esposte.

## Conclusioni

Lo studio ha dimostrato come l'integrazione di dati satellitari e metodi di intelligenza artificiale per l'analisi automatica dei dati, in particolare l'uso di tecniche di *clustering fuzzy*, consenta di individuare con precisione le aree urbane maggiormente esposte al rischio termico durante le ondate di calore.

L'analisi integrata di LST e NDVI, applicata al caso di Napoli, ha permesso di mappare con precisione *hotspot* e *coldspot*, fornendo una rappresentazione continua delle condizioni termo-vegetazionali, una analisi delle UHI localizzate e della loro espansione e valutazione quantitativa della popolazione a rischio.

Il valore aggiunto risiede nella capacità di superare la rigidità delle classificazioni tradizionali e di cogliere la complessità del tessuto urbano attraverso una rappresentazione fuzzy delle transizioni, che riflette in modo più realistico la natura graduale dei fenomeni termo superficiali.

L'integrazione in ambiente GIS conferisce al metodo una dimensione operativa, rendendolo uno strumento utilizzabile da amministratori e pianificatori urbani per orientare le analisi preliminari di rischio termico e supportare processi decisionali legati alla pianificazione climatica urbana.

Nel complesso, la metodologia proposta rappresenta una base solida, replicabile e scalabile per la caratterizzazione delle UHI

UHI, represented by hotspot areas, coincide with highly impermeable areas, the presence of materials with high thermal capacity, and compact urban configurations, while coldspot areas fall within vegetated surfaces and low-density building fabrics. Continuous classification also allows for the precise identification of transition areas, which often correspond to the margins between built-up areas and green spaces, where small changes in coverage or surface area can generate significant temperature variations.

The joint analysis of LST and NDVI confirms the modulating effect of vegetation cover on surface temperatures. The presence of vegetation affects the distribution of clusters, locally reducing thermal intensity through evapotranspiration processes and greater soil permeability. Areas characterised by dark materials or high thermal iner-

tia show the highest LST values, while light surfaces or those treated with more reflective materials show lower thermal anomalies. The presence of water elements also contributes to locally mitigating surface temperatures. The proposed framework was tested to monitor UHI trends during heat waves in the city of Naples during the months of July and August from 2022 to 2024. The results showed a growing trend in UHI surfaces over the three years, and a corresponding increase in the population at risk.

These results make the framework a valuable monitoring tool that allows UHIs to be located and their expansion over time to be assessed. However, some limitations remain. The spatial resolution of Landsat images (30 m) does not allow for the capture of details typical of historic urban areas or compact fabrics. Future

applications will benefit from integration with high-resolution data from aerial surveys, local sensors, or urban climate models, as well as the inclusion of socio-demographic indicators useful for assessing the vulnerability of exposed populations.

## Conclusions

The study demonstrated how the integration of satellite data and artificial intelligence methods for automatic data analysis, in particular the use of fuzzy clustering techniques, allows for the accurate identification of urban areas most exposed to thermal risk during heat waves.

The integrated analysis of LST and NDVI, applied to the case of Naples, made it possible to accurately map hotspots and coldspots, providing a continuous representation of thermo-vegetation conditions, an analysis of

localised UHIs and their expansion, and a quantitative assessment of the population at risk.

The added value lies in the ability to overcome the rigidity of traditional classifications and capture the complexity of the urban fabric through a fuzzy representation of transitions, which more realistically reflects the gradual nature of surface thermal phenomena.

Integration into a GIS environment gives the method an operational dimension, making it a tool that can be used by urban administrators and planners to guide preliminary thermal risk analyses and support decision-making processes related to urban climate planning.

Overall, the proposed methodology represents a solid, replicable and scalable basis for characterising surface UHIs during extreme events, contrib-



superficiali durante eventi estremi, contribuendo alla definizione di strumenti conoscitivi utili al rafforzamento della resilienza climatica delle città mediterranee.

#### ATTRIBUZIONE, RICONOSCIMENTI, DIRITTI D'AUTORE

Titolo della ricerca: RETURN - multi-risk science for resilient communities under a changing climate.

Responsabili scientifici: Domenico Calcaterra, Andrea Prota.

*Project and funding typology:* 2022-2025 “Progetto PNRR RETURN - multi-Risk science for resilient communities under a changing climate”. “Spoke 5 - TS1: Urban and metropolitan settlements”. Bando nazionale Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza Partenariato Esteso PE3.

Coordinatori nazionali Spoke 5 - TS1: Prof. M. Losasso, Prof. A. Prota, Dott. M. Pittore.

Finanziamento complessivo dello Spoke € 15.000.000

*Stakeholders:* Atenei di Bologna, Milano, Firenze, Cà Foscari, Cagliari, Napoli Federico II (capofila), Palermo, Torino e altri partners (Alma Viva, Autostrade, FS, Dipartimento Protezione Civile, OBS).

Ruolo degli autori nella ricerca: Massa aggregata (Rosa Cafaro, Barbara Cardone), massa critica (Ferdinando Di Martino).

#### REFERENCES

Alahakoon, D., Nawaratne, R., Xu, Y., Silva, D., Sivarajah, U. and Gupta, B. (2020), “Self-building artificial intelligence and machine learning to empower big data analytics in smart cities”, *Information Systems Frontiers*, Vol. 25 No. 1, pp. 221-240. Available at: <https://doi.org/10.1007/s10796-020-10056-x>

Brabant, C., Dubreuil, V. and Dufour, S. (2024), “Evaluation of spatial interpolation techniques for urban heat island monitoring in small and medium sized cities”, *Frontiers in Built Environment*, Vol. 10, p. 1455047. Available at: <https://doi.org/10.3389/fbuil.2024.1455047>

uting to the definition of knowledge tools that are useful for strengthening the climate resilience of Mediterranean cities.

#### ATTRIBUTION, ACKNOWLEDGMENTS, COPYRIGHT

Research title: RETURN - multi-risk science for resilient communities under a changing climate.

Scientific Directors: Domenico Calcaterra, Andrea Prota.

*Project type and funding:* 2022-2025 “Progetto PNRR RETURN - multi-Risk science for resilient communities under a changing climate”. “Spoke 5 - TS1: Urban and metropolitan settlements”. Bando nazionale Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza Partenariato Esteso PE3

National Coordinators for Spoke 5 - TS1: Prof. M. Losasso, Prof. A. Prota, Dott. M. Pittore.

Buchin, O., Hoelscher, M., Meier, F., Nehls, T. and Ziegler, F. (2016), “Evaluation of the health-risk reduction potential of countermeasures to urban heat islands”, *Energy and Buildings*, Vol. 114, pp. 27-37. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.06.038>

Copernicus Land Monitoring Service (2023), “Urban heat islands: measured, mapped and managed”. Available at: <https://land.copernicus.eu/en/feature-articles/urban-heat-islands-measured-mapped-and-managed> (Accessed on 15/11/2025)

Dang, L. and Kim, S. (2023), “An analysis of the spatial and temporal evolution of the urban heat island in the city of Zhengzhou using MODIS data”, *Applied Sciences*, Vol. 13 No. 12, p. 7013. Available at: <https://doi.org/10.3390/app13127013>

Ding, X., Zhao, Y., Fan, Y., Li, Y. and Ge, J. (2023), “Machine learning-assisted mapping of city-scale air temperature: using sparse meteorological data for urban climate modeling and adaptation”, *Building and Environment*, Vol. 234, p. 110211. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110211>

Ge, X., Mauree, D., Castello, R. and Scartezzini, J.-L. (2020), “Spatio-Temporal Relationship between Land Cover and Land Surface Temperature in Urban Areas: A Case Study in Geneva and Paris”, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 9 No. 10, p. 593. Available at: <https://doi.org/10.3390/ijgi9100593>

Hendel, M. (2020), “Cool pavements”, in Pacheco-Torgal, F., Amirkhanian, S., Wang, H. and Schlangen, E. (Eds.), *Eco-Efficient Pavement Construction Materials*, Woodhead Publishing, pp. 97–125. Available at: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818981-8.00006-0>

Huete, A.R. (1988), “A soil-adjusted vegetation index (SAVI)”, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 25 No. 3, pp. 295-309. Available at: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)

Jones, P.D., Lister, D.H. and Li, Q. (2008), “Urbanization effects in large-scale temperature records, with an emphasis on China”, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, Vol. 113 No. D16. Available at: <https://doi.org/10.1029/2008JD009916>

Total funding for the Spoke € 15,000.000

*Stakeholders:* Universities of Bologna, Milan, Florence, Cà Foscari, Cagliari, Naples Federico II (group lead), Palermo, Turin and other partners (Alma Viva, Autostrade, FS, Dipartimento Protezione Civile, OBS).

Role of the author/s in the research: aggregate team (Rosa Cafaro, Barbara Cardone), critical team (Ferdinando Di Martino).

Li, H. and Liu, Q. (2008), "Comparison of NDBI and NDVI as indicators of surface urban heat island effect in MODIS imagery", in International Conference on Earth Observation Data Processing and Analysis (ICEODPA), Vol. 7285, International Society for Optics and Photonics, p. 728503. Available at: <https://doi.org/10.1117/12.815679>

Oke, T.R. (1982), "The energetic basis of the urban heat island", Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, Vol. 108 No. 455, pp. 1-24. Available at: <https://doi.org/10.1002/qj.49710845502>

Oke, T.R., Mills, G., Christen, A. and Voogt, J.A. (2017), Urban Climates, Cambridge University Press, Cambridge. Available at: <https://doi.org/10.1017/9781139016476>

Roba, Z.R. and Tabor, K.W. (2025), "Geospatial analysis of vegetation and land surface temperature for urban heat island mitigation in Hawassa City, Ethiopia", Scientific Reports, Vol. 15 No. 1. Available at: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-17014-0>

Şengün, E., Arefi, H., Aksoy, S. and Taheri, P. (2023), "Modelling Urban Heat Island with Landsat Images and LiDAR Datasets", Journal of Geospatial Surveying, Vol. 3 No. 1, pp. 1-14. Available at: <https://doi.org/10.4038/jgs.v3i1.46>

Silvestrini, G. (2023), "The possible role of urban centres in the transition to climate neutrality", TECHNE - Journal of Technology for Architecture and Environment, No. 26, pp. 32-35. Available at: <https://doi.org/10.36253/techne-14975>

Stewart, I.D. (2011), "A systematic review and scientific critique of methodology in modern urban heat island literature", International Journal of Climatology, Vol. 31 No. 2, pp. 200-217. Available at: <https://doi.org/10.1002/joc.2141>

Xu, X., Pei, H., Wang, C., Xu, Q., Xie, H., Jin, Y., Feng, Y., Tong, X. and Xiao, C. (2023), "Long-term analysis of the urban heat island effect using multi-source Landsat images considering inter-class differences in land surface temperature products", Science of The Total Environment, Vol. 858 Part 1, 159777. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.159777>