

PROGETTARE LA CITTÀ DEL FUTURO OLTRE IL VISIBILE: INTELLIGENZA ARTIFICIALE AL SERVIZIO DEL CITTADINO PER UNA ESPERIENZA PERSONALIZZATA DEL CONTESTO URBANO

Annalisa Barla, Giorgia Paniati, Andrea Vian

Gli effetti dell'ipercomplessità nel contesto urbano

Viviamo un'epoca connotata da problemi *wicked*: di vastissima portata, interdisciplinari, ricchi di sfumature e contraddizioni, difficili da definire in modo univoco e soddisfacente, per i quali non sono disponibili strategie di *problem solving* comprovate. Prendere decisioni informate e consapevoli è quindi sempre più difficile: da un lato, i decisori non hanno accesso a strumenti che descrivano completamente i problemi e ne illustrino i diversi aspetti, le ricadute e interrelazioni; dall'altro, gli esperti e la scienza - tipicamente organizzati in settori monodisciplinari - offrono un supporto limitato ai confini del proprio ambito. Gli effetti della ipercomplessità si riflettono anche nella comunicazione ai cittadini, che risulta sempre più difficile non potendo essere progettata in maniera universale. In altre parole, non è possibile comunicare la complessità dei problemi *wicked* in modo univoco ed è quindi necessario definire a priori le competenze del destinatario (profilo) delle informazioni, tenendo sempre presente che questo tipo di problemi coinvolgono inesorabilmente un grande numero di persone, ciascuna con competenze e ruoli differenti.

Per fare un esempio, i *policy maker* devono comprendere l'eterogenea complessità delle sfide in corso e definire strategie di intervento che medino tra fattualità scientifica ed esigenze politiche, incidendo sulle vite di milioni di persone. Per rispondere quindi alle sfide mutevoli del nostro tempo e poterne leggere e comprendere l'ipercomplessità, servono strumenti che aumentino l'intelligenza umana, rendendo il processo decisionale più consapevole e risolutivo, basato sulle evidenze e conoscenze di tutti i domini coinvolti.

Le città e gli ambienti urbani non fanno eccezione e sono anch'essi oggetto delle profonde trasformazioni del nostro tempo: in questo campo, infatti, si concentrano tutte le più grandi sfide della prima metà del XXI secolo come ambiente, clima, energia,

Nella pagina a fronte Figura 1
Pattern recognition per il riconoscimento di targhe. I primi esempi di analisi statistica delle immagini in ambito urbano riguardavano il problema del riconoscimento delle targhe. L'algoritmo identifica la porzione di immagine che contiene la targa, isola i singoli caratteri e li confronta con i modelli di lettera o numero.



lavoro, sicurezza, democrazia, immigrazione, salute, qualità della vita. Il progetto e la realizzazione di una città più vivibile e resiliente ai cambiamenti passa quindi attraverso la capacità di osservare, misurare e comprendere fenomeni che non coinvolgono solo lo spazio e la realtà fisica circostante, ma anche la qualità e la durata dell'interazione delle persone con l'ambiente. Il contesto urbano diventa quindi una *augmented city*, evolvendo oltre lo spazio fisico ed estendendosi nel mondo virtuale tramite due distinti flussi di dati (Carta: 2017). Da una parte, reti di sensori diffusi e collegati tra di loro consentono di raccogliere e quantificare l'interazione tra l'ambiente e i cittadini.

Dall'altra, i dispositivi personali dei singoli contribuiscono ad accrescere la rappresentazione della realtà urbana grazie alla condivisione di dati individuali di interazione con lo spazio e con gli altri. Anche per questo motivo l'*augmented city* comporta un vero e proprio cambio di paradigma e una profonda ridefinizione del concetto di cittadinanza, rendendo il cittadino titolare di nuovi diritti e doveri, riguardanti tanto lo spazio fisico quanto quello virtuale. In una realtà iperconnessa dunque non ha più senso distinguere tra una condizione *online* o *offline* (Floridi: 2015) in quanto i confini diventano labili, si confondono e si sovrappongono fino a diventare indistinguibili.

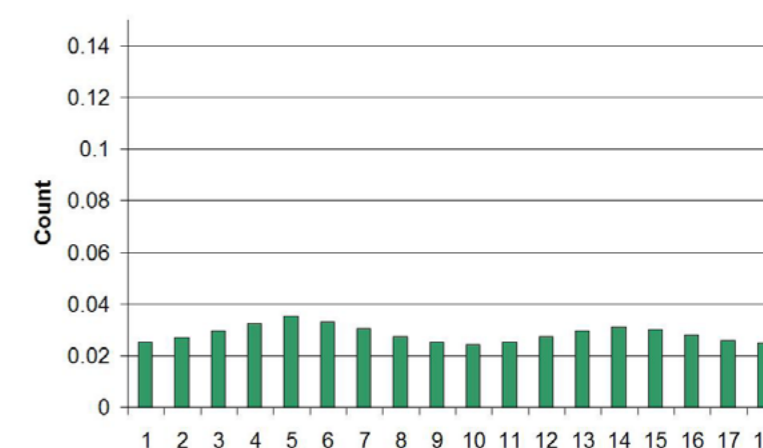
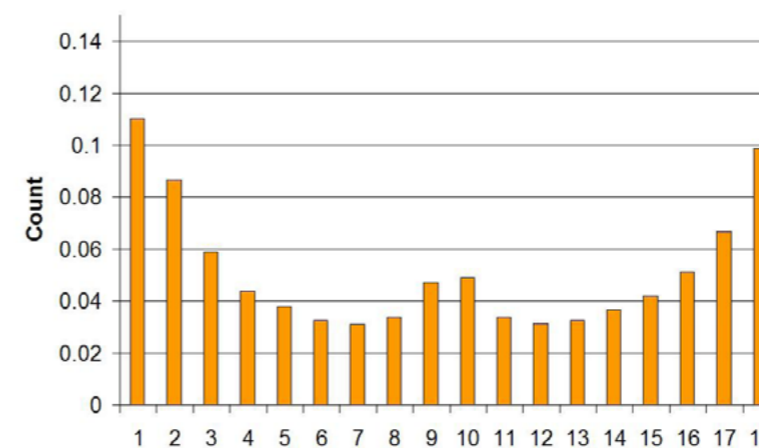
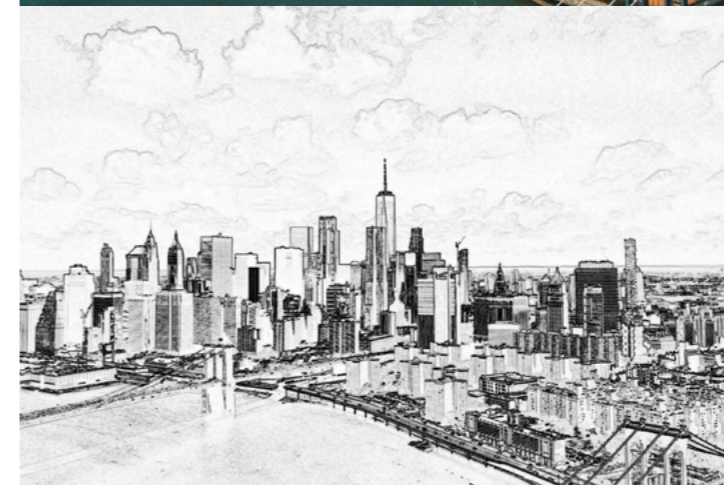
Intelligenza artificiale urbana e dati: risorse per una cittadinanza digitale

In questo contesto, il costante flusso di dati - eterogenei e spesso frammentati e provenienti da sorgenti profondamente diverse come social media, sensori e dispositivi mobili - porta con sé l'informazione necessaria a modellare accuratamente i fenomeni urbani complessi ma, inevitabilmente, anche molta informazione irrilevante. Questo flusso di dati non consente quindi di prevedere tutte le combinazioni e i casi, ed è pertanto impossibile ridurre la descrizione della realtà a semplici modelli basati su regole. Solo grazie all'intelligenza artificiale (AI) si riesce a distinguere automaticamente l'informazione rilevante dal rumore senza dover esplicitamente programmare il sistema a gestire tutti i casi possibili (Samuel: 1967).

La *augmented city*, intesa come collezione di dati, non è più solo funzionale a raccogliere informazioni sulle dinamiche complesse di una città, come nel paradigma di *smart city* (Angelidou: 2014), ma, grazie all'uso sistematico di metodi di AI, risulta fondamentale per supportare un processo decisionale di *policy making* basato sulle evidenze. La comunità europea si aspetta infatti che, entro il 2025, la *urban AI* sosterrà oltre il 30% delle applicazioni per *smart city* - tra cui le soluzioni di mobilità urbana - contribuendo significativamente a migliorare resilienza, sostenibilità, benessere sociale e qualità della vita dei cittadini.

Nel contesto reale, gli strumenti della *urban AI* possono essere infatti definiti come: «Artefatti che operano nelle città, [...] in grado di acquisire e dare un senso alle informazioni sull'ambiente urbano circostante, utilizzando infine la conoscenza acquisita per agire razionalmente secondo obiettivi predefiniti, in situazioni urbane complesse in cui alcune informazioni potrebbero essere mancanti o incomplete» (Artificial Intelligence in smart cities and urban mobility 2021).

Questa disciplina vuole quindi studiare, progettare e realizzare metodi che, sfruttando tutti i tipi di dati a disposizione, producano modelli su cui fondare il processo decisionale e supportare l'intervento umano nella progettazione di città resilienti e pronte al futuro. L'uso di AI per il *policy making* nel contesto urbano si integra quindi perfettamente con l'azione umana in un'ottica di *hybrid human-AI*, sostituendo l'azione di dispositivi *dumb*, incapaci di reagire al contesto e solo programmati con regole rigide definite a priori (Mohammadi: 2022). Per fare fronte al diluvio di dati che in ogni istante ridefinisce la *augmented city*, non bastano però metodi allo stato dell'arte, ma servono metodi di AI sempre più all'avanguardia. Per questo la comunità di esperti presta grande attenzione a questo tema, in quanto pone sfide sempre più difficili e interessanti dal punto di vista scientifico. Anche CVPR (Conference on Computer Vision and Pattern Recognition), la più autorevole conferenza internazionale di visione computazionale, propone ogni anno *The AI city challenge*¹, un workshop su tematiche come l'ottimizzazione



del traffico cittadino, il tracciamento multi-camera dei veicoli o l'identificazione di eventi anomali (Gloude-mans e Work 2021; Moral, Garcia-Martin, Martinez: 2020).

I risultati sempre più efficaci della ricerca scientifica, l'evoluzione estremamente rapida delle tecnologie e la capacità - in continua crescita - di raccogliere ed elaborare grandi flussi di dati hanno reso possibile la trasformazione da idee teoriche in applicazioni pratiche, entrate ormai a far parte della realtà quotidiana. In particolare, nella *urban AI*, le

applicazioni più affermate sono fondate in larga misura sulla possibilità di analizzare e comprendere automaticamente il contenuto delle immagini. Dal punto di vista algoritmico, le immagini vengono interpretate come griglie di pixel a cui è associata una misura di intensità di luce, rappresentata in uno spazio colore (RGB, HSV, CMYK). Un sistema di analisi basato sull'AI modella il contenuto delle immagini considerando collezioni di esempio di immagini omogenee, una per ognuna dei concetti semantici che si desidera identificare: interni, esterni, panorami, classi di oggetti, tipi di animali.

Per ogni insieme di immagini il sistema trova la migliore rappresentazione matematica elaborando i valori contenuti nei pixel. All'arrivo di una nuova immagine, il sistema risulta in grado di valutare - con un criterio oggettivo e quantitativo di confronto - l'appartenenza della nuova immagine ai modelli precedentemente appresi.

Figura 2
Cityscape retrieval. L'immagine originale, l'immagine che definisce i pixel di contorno degli oggetti (edge detection) e il corrispondente istogramma degli orientamenti, che misura la preponderanza di linee rette di un certo tipo: orizzontali, verticali, oblique (ogni barra corrisponde ad un intervallo di 10°).

Già negli anni '70 i pionieri della *pattern recognition* (Duda, Hart, Stork: 1973) proposero strategie di comprensione semantica delle immagini fondate su un processo che scompone l'immagine in parti elementari, ne identifica il contenuto confrontandolo con modelli precostituiti e, solo successivamente, attribuisce un significato all'insieme (Nagy: 1968; Chien: 1974). Proprio su questo paradigma, tra la fine degli anni '70 e i primi anni '90, furono proposti i primi sistemi di riconoscimento di targhe (Lotufo, Morgan, Johnson: 1990), in grado di leggere i caratteri che compongono una targa sulla base dell'identificazione di caratteristiche geometriche uniche dei font: le singole lettere vengono analizzate dal sistema secondo criteri predefiniti, restituendo una serie di caratteristiche specifiche che possono essere associate alla classe del simbolo più simile, grazie al riconoscimento del modello di appartenenza.

Ispirandosi ai principi della visione umana, i sistemi della generazione successiva definirono un nuovo paradigma: identificare e comprendere una scena con metodi che descrivano la scena globalmente attraverso rappresentazioni matematiche capaci di catturare informazioni come l'illuminazione, il colore o le proprietà geometriche (Li, Perona: 2005).

Questi sistemi attuano il processo di riconoscimento in due fasi, basate rispettivamente sull'analisi dei segnali e su una branca dell'intelligenza artificiale detta apprendimento automatico, in inglese: *machine learning* (ML).

La prima fase ha lo scopo di trovare una rappresentazione matematica dell'immagine sfruttando ipotesi a priori sulla natura dello scenario: se si analizza una scena geometrica o ricca di elementi antropici ha senso usare misure che quantifichino, ad esempio, quali e quanti pixel appartengano a linee dritte o angoli (Freeman, Roth: 1993). Per riconoscere e separare scene di interni da quelle di esterni (Szummer Picard: 1998) la rappresentazione dell'immagine dovrà misurare, invece, quanta luce naturale illumini la scena o quali colori la compongano (Jain, Vailaya: 1996). Se il sistema deve specializzarsi nel riconoscimento di particolari categorie di immagini, allora

diventa fondamentale incorporare anche rappresentazioni che ne descrivono la trama del materiale usando, ad esempio, le componenti spettrali dell'immagine (Gonzalez, Woods: 2018; Wang: 1998).

La seconda fase utilizza algoritmi di ML - come i *Regularized Least Squares*, le *Support Vector Machine* (SVM) o le *Random Forest* - per attribuire all'immagine considerata le categorie descrittive pertinenti (Hastie: 2009). Si consideri ad esempio il caso di *cityscape retrieval*, in cui lo scopo è individuare immagini di città tra quelle di panorami. A partire dalla geometria della scena, la prima fase del processo di riconoscimento analizza l'immagine ricercando i contorni degli oggetti, utilizzando l'algoritmo di Canny (Canny:1986). Prima si identificano quali siano i pixel di bordo e, per ciascuno di essi, si stima l'orientamento; poi si conta quanti di questi pixel abbiano orientamento tra 0° e 10°, quanti tra 10° e 20° e così via, ottenendo una stima della preponderanza di linee rette di un certo tipo: orizzontali, verticali, oblique (Barla, Odone, Verri: 2003). Questa semplice rappresentazione statistica delle proprietà geometriche dell'immagine risulta particolarmente efficace e consente ad un classificatore SVM di raggiungere - nella seconda fase - ottime prestazioni di predizione (Odone, Barla, Verri: 2005).

I sistemi contemporanei superano i paradigmi precedenti utilizzando il *deep learning* (DL), campo rivoluzionario del ML che utilizza algoritmi ispirati alla struttura e al funzionamento del cervello. Questi algoritmi - chiamati *artificial neural networks* - consistono in combinazioni di funzioni matematiche, o neuroni, disposte in strati che trasmettono segnali ad altri neuroni. I segnali sono il prodotto dei dati immessi nella rete (immagini, audio, video, testi, flussi, dati georiferiti), elaborati dalle funzioni che compongono i diversi livelli. Viaggiano da strato a strato, lentamente sintonizzano e addestrano la rete, regolando la forza sinaptica - i pesi - di ogni connessione. Alla fine, la rete impara a fare previsioni estraendo le caratteristiche, o *features*, dal dataset di dati e ne identifica *trend* e correlazioni (Goodfellow, Bengio, Courville: 2016).

Uno dei limiti principali del DL è sempre stato il costo computazionale necessario a calcolare tutti gli elementi e stati della rete. Solo nel momento in cui il calcolo ad elevate prestazioni è stato reso disponibile su larga scala e a basso costo - grazie all'utilizzo massiccio di schede grafiche (GPU) - il DL è diventato uno *standard de facto*, con ricadute applicative vastissime.

Per esempio, con i dati sul flusso del traffico e sull'inquinamento atmosferico, un sistema di previsione calcola in tempo reale il percorso personalizzato più veloce e con una migliore qualità dell'aria (Shahid: 2021). Un'altra applicazione, nell'ottica di rendere le città più sostenibili, è quella di predire se e come le biciclette possano essere integrate nei percorsi cittadini: quante bici percorrano una certa strada (Liu, Bade, Chow: 2021), se il meteo della giornata permetta l'utilizzo del mezzo (Wessel: 2020), se le strade siano più o meno pericolose per il transito (Mekuria, Furth, Nixon: 2012), quanto sia gravoso e stressante il percorso per diverse categorie di ciclisti (Napolitano: 2022) e, infine, quali siano le strategie migliori per ottimizzare i servizi di bike-sharing (Ai et al: 2019).

Nell'ambito dell'efficiamento energetico, l'AI è diventata essenziale sia per sistemi applicati sulla scala urbana (Anthopoulos, Kazantzi: 2022) sia a quella del singolo edificio (Z. Wang, Srinivasan: 2017), specialmente nel caso in cui gli spazi siano dedicati ad uno scopo specifico - come Google, che ha usato il proprio sistema *DeepMind* per minimizzare la spesa energetica dei suoi centri di calcolo (Gao: 2014; Jones: 2018).

Proprio grazie all'eterogeneità e alla varietà dei dati a disposizione, le possibilità diventano infinite: con l'uso dei dati di comfort abitativo, le condizioni meteorologiche, previsioni meteo, consumi, comportamento e coinvolgimento degli utenti, è possibile rendere un edificio adattivo e reattivo alle necessità dei suoi occupanti, intesi sia come gruppo di persone, sia come singoli individui. Per esempio, si può regolare la temperatura dei locali a seconda del meteo e del numero di persone presenti, oppure adattare l'illuminazione seguendo le necessità dell'utente, dello spazio e dell'ambiente circostante.

Intelligenza artificiale urbana: rischi e opportunità

Grazie all'AI, la progettazione tradizionale si trasforma e si espande oltre lo spazio fisico per ideare e realizzare un'esperienza del contesto urbano personalizzata per ogni cittadino. Questi strumenti lasciano immaginare scenari futuri di città a misura d'uomo, più accessibili e sicure, capaci di evolvere e adattarsi automaticamente alle trasformazioni esponenziali della nostra società.

Una grande opportunità che si presenta, però, non priva di rischi: la mole di dati generata dall'*augmented city* comporta, infatti, gravi responsabilità etiche e morali per chi ne fruisce. I dati personali e sensibili raccolti, se utilizzati incautamente, possono arrivare a violare i diritti fondamentali dei cittadini (O'neil: 2016). Il riconoscimento automatico dei volti, per esempio, può essere usato per la sorveglianza di massa, la costruzione di armi con un target predefinito e l'automazione - potenzialmente discriminante - dei processi giudiziari (Buolamwini: 2019). Risulta quindi sempre più urgente regolare l'uso etico dell'AI per definire precisamente i requisiti che i sistemi debbano rispettare. A questo proposito, la Comunità Europea ha presentato l'*AI Act* proponendo che a ogni applicazione di AI venga assegnata una categoria di rischio: quelle proibite a causa di rischi insopportabili per i diritti umani e le libertà fondamentali; quelle ad alto rischio, sottoposte a specifiche restrizioni per limitarne gli effetti nocivi; quelle a rischio limitato e, infine, le applicazioni a rischio trascurabile. Per la prima volta quindi, i regolatori europei formalizzano il limite che non dovrebbe essere superato quando si impiegano servizi basati sull'AI nella società civile. In questo modo possiamo sperare di fruire esclusivamente delle opportunità che l'AI offre per progettare l'ambiente urbano del futuro e renderlo resiliente alle profonde trasformazioni - fisiche e virtuali - che stiamo vivendo.

Annalisa Barla

Prof. Associata - Dipartimento di informatica, bioingegneria, robotica e ingegneria dei sistemi - DIBRIS
Università di Genova
Machine Learning Genoa (MaLGo) Center
annalisa.barla@unige.it

Giorgia Paniati

Assegnista di Ricerca
Dipartimento Architettura e Design - dAD
Università di Genova
giorgia.paniati@edu.unige.it

Andrea Vian

Prof. Associato - Dipartimento Architettura e Design - dAD, Università di Genova
andrea.vian@unige.it

Note

1. www.aicitychallenge.org/
2. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A52021PC0206>
Image credits:
Unsplash - Josh Feiber;
Unsplash - Patrick Tomasso;
Unsplash - Luca Bravo;
Mappa Inquinamento - Copernicus Sentinel-5P ESA;
Mappa ciclabilità - <https://github.com/BikeItaly/stressbicyclemapitaly>;
Architettura GNN - Lengeling et al. <https://doi.org/10.23915/distill.00033>

Riferimenti bibliografici

Ai, Y. et al. (2019). «A Deep Learning Approach on Short-Term Spatiotemporal Distribution Forecasting of Dockless Bike-Sharing System». *Neural Computing and Applications* 31(5): 1665–77.

Angelidou, M. (2014). «Smart city policies: A spatial approach». *Cities* 41: s3–11.

Anthopoulos, L., e Vasiliki K. (2022). «Urban Energy Efficiency Assessment Models from an AI and Big Data Perspective: Tools for Policy Makers». *Sustainable Cities and Society* 76: 103492.

«Artificial Intelligence in Smart Cities and Urban Mobility». 2021. Barla, A., Odone, F., Verri, A. (2003). 3 Proceedings of 2003 International Conference on Image Processing Histogram intersection kernel for image classification.

Buolamwini, J. (2019). *Artificial Intelligence Has a Problem With Gender and Racial Bias. "Time"*. [Online]. Disponibile in: <https://time.com/5520558/artificial-intelligence-racial-gender-bias/> [24 Gennaio 2022].

Canny, J. (1986). «A Computational Approach to Edge Detection». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* PAMI-8(6): 679–98.

Carta, M. (2017). *Augmented City: a Paradigm Shift*. Rovereto: List Lab. [Online]. Disponibile in <https://iris.unipa.it/handle/10447/238921> [17 marzo 2022].

Chien, Y. 1974. «Pattern classification and scene analysis». *IEEE Transactions on Automatic Control* 19(4): 462–63.

Duda, R. O., Hart, P. E., Stork, D. G. (1973). *Pattern Classification*. 1. USA: John Wiley & Sons.

Floridi, L., ed. (2015). *The Onlife Manifesto*. Cham: Springer International Publishing. [Online]. Disponibile in: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-04093-6> [17 marzo 2022].

Freeman, W. T., Roth, M. (1993). «Orientation Histograms for Hand Gesture Recognition». International workshop on automatic face and gesture recognition. (12).

Gao, J. (2014). *Machine Learning Applications for Data Center Optimization*. [Online]. Disponibile in https://www-users.cselabs.umn.edu/classes/Spring-2019/csci8980/papers/dc_power.pdf [18 marzo 2022].

Cloudeans, D., Work, D. B. (2021). *Fast Vehicle Turning-Movement Counting Using Localization-Based Tracking*. In 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), Nashville, TN, USA: IEEE, 4150–59. [Online]. Disponibile in <https://ieeexplore.ieee.org/document/9523074/> [17 marzo 2022].

Gonzalez, R., Woods, R. (2018). *Digital Image Processing 4*. [Online]. Disponibile in <https://www.pearson.com/content/one-dot-com/one-dot-com/us/en/higher-education/program.html> [17 marzo 2022].

Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016). *Deep Learning*. Cambridge, MA, USA: MIT Press.

Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. H. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. USA: Springer. [Online]. Disponibile in <https://www.sas.upenn.edu/~flicbold/NoHesitations/BookAdvanced.pdf> [18 marzo 2022].

Jain, A. K., Vailaya, A. (1996). *Image Retrieval Using Color and Shape*. Pattern Recognition 29(8): 1233–44. [Online]. Disponibile in <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.47.9699> [17 marzo 2022].

Jones, N. (2018). *How to Stop Data Centres from Gobbling up the World's Electricity*. Nature 561(7722): 163–67. [Online]. Disponibile in <https://www.nature.com/articles/d41586-018-06610-y> [21 marzo 2022].

Fei-Fei, L., Perona, P. (2005). «A Bayesian hierarchical model for learning natural scene categories». In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)* 524–31 (2).

Bingqing, L., Bade, D., Chow, J.Y.J. (2021). *Bike Count Forecast Model with Multimodal Network Connectivity Measures*. In Transportation Research Record 2675(7): 320–34. [Online]. Disponibile in https://www.researchgate.net/publication/351563970_Bike_Count_Forecast_Model_with_Multimodal_Network_Connectivity_Measures [18 marzo 2022].

Lotufo, R.A., Morgan A.D., Johnson A.S. (1990). «Automatic number-plate recognition». In IEE Colloquium on Image Analysis for Transport Applications, 6/1-6/6.

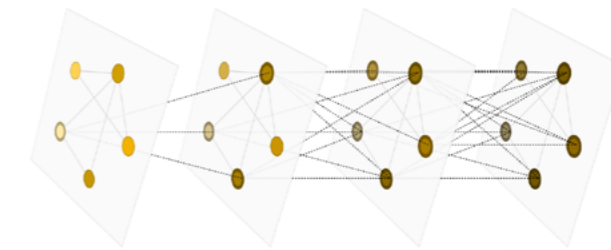


Maaça, M., Furth, P., Nixon, H. (2012). *Low-Stress Bicycling and Network Connectivity*. Mineta Transportation Institute Publications. [Online]. Disponibile in https://scholarworks.sjsu.edu/mti_publications/74 [19 marzo 2022].

Gharch M. F., Shenavarmasoulch, F., Amini, M. H., Arabnia, H. R. (2022). *Data Analytics for Smart Cities: Challenges and Promises*. In Cyberphysical Smart Cities Infrastructures. USA: John Wiley & Sons. 13–27. [Online]. Disponibile in: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/9781119748342.ch2> [17 marzo 2022].

Moral, P., Garcia-Martin, A. e Martinez, J. M. (2020). *Vehicle Re-Identification in Multi-Camera Scenarios Based on Ensembling Deep Learning Features*. In IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), Seattle, WA, USA: IEEE, 2574–80. [Online]. Disponibile in <https://ieeexplore.ieee.org/document/9150786/> [17 marzo 2022].

Nagy, G. (1968). *State of the art in pattern recognition*. Proceedings of the IEEE 56(5): 836–63.



Napolitano, M. (2022). *BikeItaly: stress bicycle map Italy*. BikeItaly. [Online]. Disponibile in <https://github.com/BikeItaly/stressbicyclemapitaly/> [17 marzo 2022].

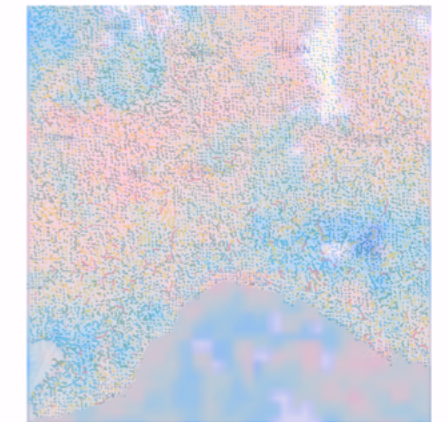
Odone, F., Barla, A., Verri, A. (2005). Building kernels from binary strings for image matching. *IEEE Transactions on Image Processing* 14(2): 169–80.

O’Neil, C. (2016). *Weapons of math destruction: How big data increases inequality and threatens democracy*. USA: Broadway Books.

Samuel, A. L. (1967). «Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. II—Recent Progress». *IBM Journal of Research and Development* 11(6): 601–17.

Shahid, N. et al. (2021). «Towards greener smart cities and road traffic forecasting using air pollution data». *Sustainable Cities and Society* 72: 103062.

Szummer, M., Picard, R.W. (1998). «Indoor-outdoor image classification». In *Proceedings 1998 IEEE International Workshop on Content-Based Access of Image and Video Database*, 42–51.



Wang, J., Chin-Hsing C., Wei-Ming C., e Chih-Ming T. (1998). «Texture Classification Using Non-Separable Two-Dimensional Wavelets». *Pattern Recognition Letters* 19(13): 1225–34.

Wang, Z., Srinivasan, R.S. (2017). «A review of artificial intelligence based building energy use prediction: Contrasting the capabilities of single and ensemble prediction models». In *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 75: 796–808.

Wessel, J. (2020). «Using Weather Forecasts to Forecast Whether Bikes Are Used». In *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 138: 537–59.

Figura 3
Deep learning per la Urban AI. Grazie alle tecniche di Deep Learning, è possibile elaborare grandi quantità di dati eterogenei su larga scala, secondo il paradigma dell’augmented city. Ad esempio, i dati dell’inquinamento atmosferico (in alto a sinistra) e della pericolosità delle strade (in basso a sinistra) possono alimentare un sistema di analisi basato su Graph-Neural Network (schema centrale) che individui il percorso ottimale (destra).