UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DELL'AQUILA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA CIVILE EDILE – ARCHITETTURA ED AMBIENTALE

Tesi di Dottorato

Sperimentazione di metodologie avanzate per la determinazione di soglie di contenimento di consumo di suolo nella gestione integrata dei sistemi urbani

Corso di Dottorato in Ingegneria Civile, Edile – Architettura ed Ambientale

Curriculum Edile - Architettura

XXXVIII ciclo

Dottorando

Emilio Marziali

SSD

CEAR-12/A

Coordinatore del Corso

Prof. Federico De Matteis

Tutor

Prof. Francesco Zullo

a.a 2024/2025

Abstract

Territorial planning plays an increasingly central role in ensuring sustainable development consistent with European objectives for soil protection and the reduction of settlement pressures. In Italy, strong administrative fragmentation, limited integration of advanced analytical tools, and the complexity of local governance processes hinder the effective interpretation and management of urban transformation dynamics. These structural issues contribute to growing land consumption, settlement dispersion, and the degradation of ecosystem functions, highlighting the need for predictive tools capable of supporting more informed decision-making.

This research, developed within the GeoSciences IR project (PNRR - Mission 4), investigates the use of predictive models for analysing soil sealing processes in a selection of municipalities within the Province of Padova, an area characterised by complex urban dynamics and high levels of development pressure. Four quantitative modelling approaches—ARX (Least Squares), Random Forest, Regression Tree, and Neural Network—are compared to assess their performance, capabilities, and limitations in interpreting historical land-consumption trends and simulating future scenarios.

By integrating ISPRA historical time series (2001-2023), territorial indicators, and data-driven modelling techniques, the study develops a replicable methodological framework aimed at understanding the relationships between territorial factors and urban transformation processes. The results reveal significant differences among the models: machine learning approaches, particularly Random Forest, demonstrate higher predictive accuracy and a superior ability to capture complex patterns compared to linear models; the ARX model, although simpler, proves effective in identifying aggregate temporal trends.

Overall, the findings demonstrate that the integrated use of predictive models can provide valuable support to local administrations, enabling the development of more informed planning strategies aligned with the objectives of the 2030 Agenda for Sustainable Development. The research thus contributes to the advancement of operational tools for sustainable land management, promoting an evidence-based approach grounded in certified data, quantitative analysis, and predictive capabilities applicable to local-scale planning.

Sommario

La pianificazione territoriale assume un ruolo sempre più centrale nel garantire uno sviluppo sostenibile e coerente con gli obiettivi europei di tutela del suolo e riduzione delle pressioni insediative. In Italia, la forte frammentazione amministrativa, la limitata integrazione di strumenti analitici avanzati e la complessità dei processi di governo locale rendono difficile interpretare e gestire con efficacia le dinamiche di trasformazione urbana. Queste criticità contribuiscono all'aumento del consumo di suolo, alla dispersione insediativa e alla perdita di funzionalità ecosistemiche, evidenziando la necessità di strumenti in grado di supportare decisioni più consapevoli.

In questo contesto si colloca il presente lavoro, sviluppato nell'ambito del progetto GeoSciences IR (PNRR–Missione 4), che esplora l'impiego di modelli predittivi per l'analisi dell'impermeabilizzazione del suolo in alcuni comuni della Provincia di Padova, un territorio caratterizzato da dinamiche urbanistiche complesse e da un elevato grado di pressione insediativa. La ricerca confronta quattro approcci quantitativi — ARX (Least Squares), Random Forest, Regression Tree e Neural Network — al fine di valutarne prestazioni, potenzialità e limiti nell'interpretazione delle dinamiche storiche di consumo di suolo e nella simulazione di scenari futuri.

L'integrazione di serie storiche ISPRA (2001–2023), indicatori territoriali e tecniche di modellazione data-driven ha permesso di costruire un framework metodologico replicabile, utile per comprendere le relazioni tra fattori territoriali e processi di trasformazione urbana. I risultati evidenziano differenze significative tra i modelli: gli approcci di machine learning, in particolare Random Forest, mostrano una maggiore accuratezza predittiva e una migliore capacità di cogliere pattern complessi rispetto ai modelli lineari; il modello ARX, pur più semplice, risulta efficace nella lettura delle tendenze temporali aggregate.

Il lavoro dimostra come l'utilizzo integrato di modelli predittivi possa rappresentare un valido supporto alle decisioni delle amministrazioni locali, favorendo la costruzione di scenari di pianificazione più informati e coerenti con gli obiettivi dell'Agenda 2030. La ricerca intende quindi contribuire allo sviluppo di strumenti operativi per la gestione sostenibile del territorio, promuovendo un approccio basato su dati certificati, analisi quantitativa e capacità previsionali applicabili al governo locale del suolo.

INDICE

INTRODUZIONE **1**

CAPITOLO 1 - I MODELLI PREDITTIVI PER LA PIANIFICAZIONE TERRITORIALE: QUADRO TEORICO, APPLICAZIONI E CONTESTO OPERATIVO **6**

1.1 I modelli predittivi: uno strumento per comprendere e anticipare **6**

1.2 L'uso dei modelli predittivi nella pianificazione territoriale **7**

1.3 Impatti concreti dei modelli predittivi sulla pianificazione territoriale **7**

1.4 Modelli quantitativi e spaziali: una distinzione operative **8**

1.5 I modelli predittivi più utilizzati nella pianificazione territoriale **9**

1.6 Obiettivi della ricerca **9**

1.7 Il progetto GeoSciences IR e il contesto operativo della ricerca **10**
1.7.1 Struttura del progetto e ruolo del WP5 11
1.7.2 Il ruolo dell'Unità Operativa 5.2d e il collegamento con la presente ricerca 11
1.7.3 Partner principali e competenze strategiche 12

CAPITOLO 2 - LA PIANIFICAZIONE TERRITORIALE IN ITALIA **12**

2.1 Principi e finalità della pianificazione territoriale **13**

2.2 Il processo di pianificazione territoriale: struttura, funzioni e logiche operative **14**

2.3 Il quadro normativo nazionale per il governo del territorio **16**

2.4 Le leggi urbanistiche regionali **19**

2.5 Le criticità della pianificazione territoriale italiana **20**

2.6 Il suolo e il fenomeno del consumo di suolo **21**
2.6.1 Il suolo 21
2.6.3 Il consumo di suolo 23

CAPITOLO 3 - AREA DI STUDIO **28**

3.1 Cenni storici e trasformazioni socio-economiche **28**

3.2 Caratteristiche morfologiche e geografiche **29**

3.3 Il consumo di suolo in Veneto: dinamiche, criticità e indirizzi normativi **31**

3.4 La Legge Regionale 14/2017 e il contenimento del consumo di suolo **33**
3.3.1 Gli Ambiti di Urbanizzazione Consolidata (AUC) 36

CAPITOLO 4 - MATERIALI E METODI **38**

4.1 Selezione dell'area di studio e criteri di analisi spaziale **38**

4.2 Analisi della letteratura sui modelli predittivi per la simulazione dell'espansione urbana **43**
4.2.1 Modelli predittivi analizzati 44
4.2.2 CLUE 44
4.2.2.1 Struttura e funzionamento del modello CLUE 45

4.2.2.2 Applicazioni del modello CLUE nella letteratura scientifica 46
4.2.3 SLEUTH (Slope, Land use, Exclusion, Urban, Transport, Hillshade) 47
4.2.3.1 Funzionamento tecnico e dati di input 47
4.2.3.2 Limiti e applicazioni del modello SLEUTH 48
4.2.4 Modelli di Machine Learning e Deep Learning 48
4.2.4.1 Machine Learning 48
4.2.4.1.1 Apprendimento supervisionato 49
4.2.4.1.1.1 Alberi di regressione (Regression Trees) 50
4.2.4.1.1.2 Random Forest 51
4.2.4.1.2 Apprendimento non supervisionato 51
4.2.4.2 Deep Learning e reti neurali artificiali 53
4.2.4.2.1 Architettura delle reti neurali convoluzionali (CNN) 53
4.2.4.3 Vantaggi, limiti e principali ambiti applicativi del Machine Learning e del Deep Learning 54
4.2.5 Modelli AutoRegressive with eXogenous inputs (ARX) 55
4.2.5.1. Vantaggi, limiti e principali ambiti applicativi dei modelli ARX 56

4.3 Analisi comparativa dei modelli per la previsione dell'espansione urbana 57

4.4 Preparazione e strutturazione dei dati spaziali 59
4.4.1 Elaborazione dei dati di urbanizzazione 61
4.4.2 Elaborazione dei dati demografici 61
4.4.3 Elaborazione dei dati di vincolo territoriale e ambientale 62
4.4.4 Integrazione dei dataset e struttura finale dei dati 64
4.4.5 Costruzione del dataset e impostazione dei modelli predittivi 64
4.4.5.1 Variabili e struttura dei dati 65
4.4.5.2 Formulazione e impostazione dei modelli di Machine Learning 65
4.4.5.3 Formulazione e impostazione del modello ARX 66

CAPITOLO 5 - RISULTATI 67

5.1 Restituzione cartografica delle previsioni dei modelli 67

5.2 Restituzione cartografica dei modelli - Previsione a 5 anni 68
5.2.1 Modello Least Squares (ARX) - Previsione a 5 anni 68
5.2.1.1 Mappa dello stato attuale dell'urbanizzazione (2023) 69
5.2.1.2 Mappa della variazione percentuale e in ettari (2023-2028) 69
5.2.2 Modello Regression Tree - Previsione a 5 anni 70
5.2.2.1 Mappa della variazione percentuale e in ettari (2023-2028) 70
5.2.3 Modello Random Forest - Previsione a 5 anni 71
5.2.3.1 Variazione percentuale e in ettari (2023-2028) 72
5.2.4 Modello a Rete Neurale - Previsione a 5 anni 73
5.2.4.1 Mappe della variazione percentuale e in ettari (2023-2028) 73

5.3 Restituzione cartografica dei modelli previsione a 10 anni 74
5.3.1 Modello Least Squares - Previsione a 10 anni 74
5.3.1.1 Mappe della variazione percentuale e in ettari (2023-2033) 75
5.3.2 Modello Regression Tree - Previsione a 10 anni 76
5.3.2.1 Mappa della variazione percentuale e in ettari (2023-2033) 76
5.3.3 Modello Random Forest - Previsione a 10 anni 77
5.3.3.1 Mappe della variazione percentuale e in ettari (2023-2033) 78
5.3.4 Modello a Rete Neurale - Previsione a 10 anni 79
5.3.4.1 Variazione percentuale prevista (2023-2033) 79

5.4 Confronto a coppie tra i modelli, previsione 5 anni 81
5.4.1 Confronto tra Least Squares e Regression Tree - variazione del suolo impermeabilizzato (2023-2028) 81
5.4.2 Confronto tra Least Squares e Random Forest - variazione del suolo impermeabilizzato (2023-2028) 82
5.4.3 Confronto tra Least Squares e Neural Network - variazione del suolo impermeabilizzato (2023-2028) 83
5.4.4 Confronto tra Regression Tree e Random Forest - variazione del suolo impermeabilizzato

(2023-2028)..... 85
5.4.5 Confronto tra Regression Tree e Neural Network - variazione del suolo impermeabilizzato (2023-2028)..... 86
5.4.5 Confronto tra Random Forest e Neural Network - variazione del suolo impermeabilizzato (2023-2028)..... 87

5.5 Confronto a coppie tra i modelli, previsione 5 anni..... 88
5.5.1 Confronto tra Least Squares e Regression Tree - variazione del suolo impermeabilizzato (2023-2033)..... 88
5.5.2 Confronto tra Least Squares e Random Forest - variazione del suolo impermeabilizzato (2023-2033)..... 89
5.5.3 Confronto tra Least Squares e Neural Network - variazione del suolo impermeabilizzato (2023-2033)..... 90
5.5.4 Confronto tra Regression Tree e Random Forest - variazione del suolo impermeabilizzato (2023-2033)..... 91
5.5.5 Confronto tra Regression Tree e Neural Network - variazione del suolo impermeabilizzato (2023-2033)..... 93
5.5.6 Confronto tra Random Forest e Neural Network - variazione del suolo impermeabilizzato (2023-2033)..... 94

5.6 Analisi quantitativa dei risultati: relazione tra dati osservati e simulati..... 95

5.7 Andamento storico e risultati previsionali del consumo di suolo nei Comuni..... 98
5.7.1 Comune di Abano Terme..... 98
5.7.2 Comune di Albignasego..... 100
5.7.3 Comune di Cadoneghe..... 101
5.7.4 Comune di Legnaro..... 103
5.7.5 Comune di Limena..... 104
5.7.6 Comune di Noventa Padovana..... 106
5.7.7 Comune di Padova..... 107
5.7.8 Comune di Ponte San Nicolò..... 108
5.7.9 Comune di Rubano..... 110
5.7.10 Comune di Saonara..... 111
5.7.11 Comune di Selvazzano Dentro..... 113
5.7.12 Comune di Vigodarzere..... 114
5.7.13 Comune di Vigonza..... 115
5.7.14 Comune di Villafranca Padovana..... 117

5.8 Previsioni aggregate di superficie urbanizzata e accuratezza dei modelli..... 118

CAPITOLO 6 -DISCUSSIONE E CONCLUSIONI..... 119

6.1 Discussione dei singoli modelli..... 119
6.1.2 Modello Least Squares (ARX)..... 119
6.1.3 Modello Regression Tree..... 120
6.1.4 Modello Random Forest..... 120
6.1.5 Modello a Rete Neurale..... 121

6.2 Discussione comparativa tra i modelli..... 121
6.2.1 Confronto Least Squares - Regression Tree..... 121
6.2.2 Confronto Regression Tree - Random Forest..... 122
6.2.3 Confronto Random Forest - Rete Neurale..... 122
6.2.4 Confronto Least Squares - Random Forest..... 122
6.2.5 Confronto Regression Tree - Rete Neurale..... 122

6.3 Analisi e discussione delle tendenze comunali..... 123

6.3 Conclusioni..... 125

6.4 Sviluppi futuri..... 126

BIBLIOGRAFIA..... 128

Introduzione

La gestione delle trasformazioni territoriali rappresenta una delle questioni più rilevanti nel dibattito contemporaneo sulla sostenibilità ambientale, economica e sociale. In Italia, i processi di urbanizzazione degli ultimi decenni hanno determinato una profonda modificazione del paesaggio, accompagnata da un incremento significativo del consumo di suolo, dalla frammentazione ecologica e dal deterioramento della qualità territoriale [1–3]. La letteratura evidenzia come tali dinamiche siano il risultato combinato di pressioni socioeconomiche, scelte pianificatorie non sempre coerenti e una governance caratterizzata da forte disomogeneità e frammentazione istituzionale [4–6]. Ne deriva un quadro in cui la pianificazione fatica ad anticipare i fenomeni emergenti e a governare efficacemente i processi di espansione urbana, specialmente nelle aree più dinamiche del Paese. La pianificazione territoriale italiana presenta infatti criticità strutturali legate sia all'assetto amministrativo — quasi 8.000 comuni con risorse e competenze molto eterogenee — sia alla storica assenza di strumenti di coordinamento sovracomunale realmente efficaci [7, 8]. Questo ha favorito fenomeni di crescita urbana discontinua, dispersione insediativa e diffusione di usi non compatibili, con ricadute significative sulla funzionalità ecosistemica del territorio [9–11]. In parallelo, i cambiamenti climatici e l'aumento della frequenza di eventi estremi rendono ancora più urgente disporre di strumenti predittivi e di monitoraggio capaci di supportare decisioni tempestive e basate su evidenze[12–14]. A livello internazionale, il tema della sostenibilità territoriale è stato formalizzato attraverso l'Agenda 2030 delle Nazioni Unite, che individua nell'Obiettivo 11 la necessità di rendere le città inclusive, sicure, resilienti e sostenibili [15]. In Italia tali indirizzi sono stati recepiti attraverso la Strategia Nazionale per lo Sviluppo Sostenibile e, più recentemente, attraverso specifiche misure del Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza (PNRR), che sottolineano l'importanza di infrastrutture digitali, basi dati aggiornate e strumenti analitici avanzati per supportare la pianificazione e il monitoraggio del territorio [16, 17]. In questo contesto, l'impiego di dati geospaziali e di modelli predittivi assume un ruolo strategico, poiché consente di interpretare le dinamiche territoriali e orientare le politiche pubbliche verso obiettivi di riduzione del consumo di suolo e tutela degli ecosistemi [18–20]. Parallelamente alle evoluzioni normative e politiche, negli ultimi anni si è assistito a un forte sviluppo di approcci quantitativi e data-driven applicati allo studio delle dinamiche urbane. I modelli predittivi, originariamente impiegati in ambito statistico ed econometrico, sono oggi utilizzati per simulare scenari di crescita urbana, analizzare tendenze di impermeabilizzazione e valutare gli impatti delle politiche territoriali [21, 22]. Accanto ai modelli deterministici lineari, come quelli autoregressivi, hanno acquisito crescente rilevanza tecniche di apprendimento automatico in grado di individuare pattern complessi e non lineari nelle serie storiche e nei dati spaziali [11,23]. Tali strumenti offrono un supporto significativo alla pianificazione, poiché consentono di valutare ex ante possibili evoluzioni del territorio e confrontare scenari alternativi con maggiore robustezza rispetto ai metodi tradizionali. In questo quadro si inserisce la presente ricerca, che analizza in modo comparativo quattro modelli predittivi appartenenti a famiglie metodologiche differenti: il modello autoregressivo ARX (Least Squares) e tre approcci di Machine Learning - Random Forest (RF), Regression Tree (RT) e Neural Network (NN). L'obiettivo è valutare la loro capacità di simulare l'evoluzione dell'impermeabilizzazione nella Provincia di Padova, territorio particolarmente esposto a dinamiche insediative e caratterizzato da un sistema urbano policentrico tipico del contesto veneto [24–26]. La scelta di questa area di studio consente di analizzare fenomeni complessi in un contesto reale, segnato da forti pressioni urbanizzative, dalla presenza di normative avanzate come la L.R. 14/2017 e da una crescente attenzione istituzionale alla riduzione del consumo di suolo [27]. La ricerca si sviluppa inoltre nell'ambito del progetto nazionale GeoSciences IR, finanziato dal PNRR, che mira a potenziare le infrastrutture di ricerca e digitalizzare la gestione del dato geologico e ambientale. In particolare, il lavoro si colloca all'interno del Work Package 5, dedicato al monitoraggio del suolo e allo sviluppo di

strumenti operativi per le amministrazioni regionali. Questo contesto consente di integrare metodologie predittive con dati certificati e procedure replicabili, con l'obiettivo di fornire strumenti concreti a supporto della pianificazione territoriale e della valutazione dei piani urbanistici. L'obiettivo generale della tesi è dunque quello di confrontare e valutare criticamente le prestazioni dei quattro modelli predittivi selezionati, analizzando da un lato l'accuratezza delle previsioni e, dall'altro, la coerenza spaziale dei risultati e la loro utilità nei processi decisionali. Il contributo principale della ricerca risiede nella comparazione sistematica tra modelli lineari e non lineari applicati a un fenomeno territoriale complesso, con l'intento di individuare approcci replicabili, trasparenti e utilizzabili dalle amministrazioni pubbliche per orientare le politiche di riduzione del consumo di suolo. La ricerca mira, inoltre, a evidenziare come l'integrazione tra dati, modelli quantitativi e infrastrutture digitali rappresenti una componente essenziale per una pianificazione territoriale maggiormente informata, resiliente e coerente con i principi dell'Agenda 2030 e delle strategie nazionali di sostenibilità.

DOMANDE DI RICECA E OBIETTIVI

L'evoluzione dei modelli predittivi applicati alla pianificazione territoriale, insieme al loro crescente utilizzo per la simulazione del consumo di suolo, evidenzia la necessità di comprenderne gli impieghi attuali, le potenzialità operative e i limiti. La distinzione tra modelli quantitativi e spaziali, il loro impatto concreto sulla pianificazione e la loro capacità di restituire scenari attendibili, costituisce un elemento centrale per valutarne l'efficacia. Alla luce di ciò, la presente ricerca formula una serie di domande e obiettivi che orientano il percorso metodologico e interpretativo del lavoro.

Domande di ricerca

1. In che modo i modelli predittivi sono stati finora impiegati per analizzare il consumo di suolo e quali impatti concreti hanno prodotto nei processi di pianificazione territoriale?

2. Quali differenze caratterizzano i modelli quantitativi e quelli spaziali, e in che modo tali differenze influenzano la loro utilità nell'analisi delle trasformazioni territoriali?

3. Quali modelli predittivi risultano maggiormente utilizzati nello studio delle trasformazioni urbane e del consumo di suolo, e quali caratteristiche ne determinano l'idoneità o meno in questo ambito?

4. In che misura i modelli ARX, Random Forest, Regression Tree e Neural Network sono in grado di simulare le dinamiche di impermeabilizzazione nei comuni analizzati della Provincia di Padova?

5. Quali differenze emergono tra i modelli sia sul piano quantitativo (accuratezza, errori, superfici previste) sia sul piano spaziale (localizzazione delle trasformazioni, realismo delle mappe prodotte)?

6. Quali modelli offrono risultati più utili, interpretabili e coerenti con le esigenze della pianificazione territoriale, contribuendo alla definizione di scenari futuri di riduzione del consumo di suolo?

Obiettivi della ricerca

1. Ricostruire il quadro teorico e applicativo dei principali modelli predittivi utilizzati nella pianificazione territoriale, distinguendo tra approcci quantitativi e spaziali e analizzandone gli

impatti effettivi sul governo del territorio.

2. Identificare e descrivere i modelli maggiormente utilizzati negli studi sul consumo di suolo, evidenziandone struttura, campi di applicazione e limiti metodologici.

3. Applicare quattro modelli predittivi — ARX, Random Forest, Regression Tree e Neural Network - per simulare l'evoluzione dell'impermeabilizzazione in alcuni comuni della Provincia di Padova utilizzando serie storiche ISPRA 2001–2023.

4. Valutare l'accuratezza dei modelli confrontando gli errori statistici e la capacità di ciascun modello di descrivere correttamente l'evoluzione dell'impermeabilizzazione.

5. Analizzare la qualità spaziale delle previsioni, valutando la distribuzione delle trasformazioni attese e la coerenza delle mappe prodotte rispetto alle dinamiche territoriali reali.

6. Identificare il modello o gli approcci più efficaci per supportare processi decisionali orientati alla riduzione del consumo di suolo e alle finalità del progetto GeoSciences IR, promuovendo strumenti operativi replicabili per le amministrazioni locali.

STRUTTURA DELLA TESI

INTRODUZIONE
L'introduzione inquadra il tema del consumo di suolo come una delle principali criticità nei processi di trasformazione territoriale, evidenziandone le implicazioni ambientali, sociali ed economiche e il ruolo centrale che esso assume nel dibattito sulla pianificazione sostenibile. Viene discusso il contributo dei modelli quantitativi e predittivi come strumenti di supporto alle decisioni pubbliche, con particolare riferimento alla necessità di disporre di approcci in grado di interpretare e simulare le dinamiche di urbanizzazione nel tempo. In questo contesto sono definiti gli obiettivi della tesi, orientati alla valutazione comparativa di differenti modelli predittivi per l'analisi e la previsione del consumo di suolo e alla verifica della loro applicabilità operativa a scala locale.

CAPITOLO 1 - Inquadramento concettuale e scientifico
Il Capitolo 1 fornisce il quadro teorico e scientifico di riferimento per l'analisi del consumo di suolo e dei processi di espansione urbana. Vengono introdotti i principali concetti legati all'urbanizzazione, all'impermeabilizzazione del territorio e alle dinamiche di trasformazione spaziale, con attenzione ai fattori che ne influenzano l'evoluzione. Il capitolo approfondisce inoltre il ruolo della modellazione territoriale come strumento di analisi e previsione, delineando i presupposti concettuali che guidano le successive scelte metodologiche.

CAPITOLO 2 - Pianificazione territoriale e consumo di suolo
Il Capitolo 2 analizza il quadro della pianificazione territoriale in Italia, ricostruendone l'evoluzione normativa e il ruolo degli strumenti di governo del territorio. Particolare attenzione è rivolta alla problematica del consumo di suolo, esaminata in relazione agli obiettivi di contenimento e alle dinamiche effettive di trasformazione territoriale. Il capitolo approfondisce inoltre il contesto normativo regionale, evidenziando come la definizione di soglie e obiettivi quantitativi possa costituire un riferimento utile per la valutazione delle simulazioni prodotte dai modelli predittivi.

CAPITOLO 3 - Area di studio

Il Capitolo 3 descrive il processo di selezione dell'area di studio, adottando un approccio progressivo e multi-scalare. A partire da un'analisi preliminare condotta a scala nazionale e provinciale, basata sui dati ISPRA e su indicatori di autocorrelazione spaziale, viene individuato un contesto territoriale caratterizzato da dinamiche significative di consumo di suolo. L'area di analisi viene quindi progressivamente circoscritta fino a definire l'ambito finale costituito dal Comune di Padova e dai comuni confinanti, scelto per la coerenza funzionale, la disponibilità dei dati e la rappresentatività dei processi di urbanizzazione diffusa oggetto di studio.

CAPITOLO 4 - Materiali e metodi

Il Capitolo 4 illustra il quadro metodologico adottato per la costruzione del dataset e per l'applicazione dei modelli predittivi. Vengono descritte le fonti dei dati utilizzati, le procedure di pre-elaborazione e integrazione spaziale e temporale e la costruzione di una base informativa comune mediante una griglia regolare di celle 500 × 500 m.

Il capitolo presenta quindi i modelli utilizzati per la previsione del consumo di suolo, includendo un modello autoregressivo con input esogeni (ARX) e diversi modelli di Machine Learning supervisionato. Per ciascun approccio vengono definite la formulazione, le modalità di calibrazione e validazione e gli orizzonti temporali di simulazione, ponendo le basi per l'analisi comparativa dei risultati.

CAPITOLO 5 - Risultati

Il Capitolo 5 presenta i risultati delle simulazioni di consumo di suolo per gli orizzonti temporali considerati. Gli output dei modelli sono analizzati sia dal punto di vista quantitativo sia attraverso una restituzione cartografica, al fine di descrivere la distribuzione spaziale delle variazioni di impermeabilizzazione previste nell'area di studio. Il capitolo include il confronto tra i diversi modelli, l'analisi delle differenze nei pattern spaziali di crescita e la valutazione delle prestazioni predittive mediante il confronto con i dati osservati e specifici indicatori di accuratezza.

CAPITOLO 6 - Discussione e conclusioni

Il Capitolo 6 discute criticamente i risultati ottenuti, mettendo in relazione le prestazioni dei modelli con le caratteristiche del contesto territoriale e con gli obiettivi della pianificazione. Vengono evidenziati i punti di forza e i limiti dei diversi approcci predittivi, nonché le implicazioni operative per il supporto alle decisioni a scala locale. Il capitolo si conclude con una sintesi dei principali contributi della ricerca e con l'individuazione di possibili sviluppi futuri, orientati al rafforzamento del legame tra modellazione predittiva e strumenti di governo del territorio.

Capitolo 1 - I modelli predittivi per la pianificazione territoriale: quadro teorico, applicazioni e contesto operativo

Abstract Capitolo

Il primo capitolo della tesi definisce il quadro concettuale, metodologico e istituzionale entro cui si colloca la ricerca di dottorato, con particolare riferimento al ruolo dei modelli predittivi nel supporto alla pianificazione territoriale e al monitoraggio del consumo di suolo. Nella prima parte vengono introdotti i principali approcci di modellazione predittiva applicati all'analisi delle dinamiche territoriali, evidenziandone l'evoluzione dai modelli statistici tradizionali verso tecniche di Machine Learning e Deep Learning, nonché il loro contributo alla simulazione di scenari futuri e alla valutazione degli impatti delle politiche di uso del suolo.
Il capitolo approfondisce quindi l'utilizzo dei modelli predittivi nei processi di pianificazione territoriale, analizzandone le potenzialità operative e le principali criticità applicative, quali la complessità di calibrazione, la disponibilità dei dati e la traducibilità degli output modellistici in indicazioni pianificatorie. Particolare attenzione è dedicata agli impatti concreti di tali strumenti sul supporto decisionale, alla distinzione operativa tra modelli quantitativi e modelli spaziali e alle prospettive offerte da approcci ibridi in grado di integrare robustezza analitica e rappresentazione cartografica.
Nella parte conclusiva, il capitolo presenta gli obiettivi specifici della ricerca, orientati al confronto critico tra differenti modelli predittivi per la simulazione dell'espansione urbana e del consumo di suolo, e inquadra il contesto operativo della tesi all'interno del progetto GeoSciences IR, finanziato dal Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza. Viene infine illustrato il ruolo del Work Package 5 e dell'Unità Operativa 5.2d dell'Università dell'Aquila, evidenziando la coerenza tra l'impostazione metodologica della ricerca e le esigenze applicative delle amministrazioni pubbliche in materia di pianificazione territoriale sostenibile.

1.1 I modelli predittivi: uno strumento per comprendere e anticipare

Nel campo della modellazione ambientale e territoriale, i modelli predittivi rappresentano strumenti analitici avanzati per simulare e interpretare l'evoluzione di fenomeni complessi, determinati dall'interazione tra sistemi naturali e antropici. Essi si fondano su approcci matematici, statistici e computazionali che consentono di rappresentare e analizzare relazioni causali o probabilistiche tra variabili ambientali, socioeconomiche e spaziali. Il loro principale obiettivo è supportare la previsione di scenari futuri, la valutazione degli impatti delle politiche territoriali e la definizione di strategie di gestione sostenibile del suolo [28,29]. Tra i diversi ambiti applicativi, i modelli di cambiamento d'uso e copertura del suolo (Land Use/Land Cover - LULC change models) si sono affermati come strumenti centrali per l'analisi delle dinamiche territoriali. Essi permettono di stimare direzione, intensità e localizzazione delle trasformazioni, integrando fattori di pressione, vincoli ambientali e dinamiche socioeconomiche [28,30]. La letteratura scientifica distingue tali modelli in base a criteri metodologici differenti - come l'impostazione induttiva o deduttiva, la natura dinamica o statica e la presenza o meno di una componente spaziale esplicita - ma un aspetto trasversale riguarda la crescente complessità dei fenomeni analizzati e la necessità di strumenti capaci di coglierne l'articolazione sistemica. Le sfide tecniche della predizione spaziale, come l'autocorrelazione, l'eterogeneità delle fonti informative e la variabilità di scala, hanno stimolato lo sviluppo di approcci sempre più avanzati, capaci di integrare

rigore analitico e capacità di apprendimento dai dati [29]. Negli ultimi anni, ai modelli statistici tradizionali - tra cui quelli autoregressivi - si sono affiancate tecniche di Machine Learning e Deep Learning, in grado di riconoscere pattern non lineari e relazioni complesse difficilmente rappresentabili mediante approcci deterministici. Questa transizione ha ampliato significativamente il potenziale applicativo dei modelli predittivi, trasformandoli da strumenti principalmente descrittivi a veri e propri laboratori virtuali per simulare scenari alternativi di sviluppo, valutare politiche territoriali e supportare processi decisionali fondati su evidenze empiriche [31, 32].

1.2 L'uso dei modelli predittivi nella pianificazione territoriale

L'integrazione dei modelli predittivi nei processi di pianificazione territoriale rappresenta una delle evoluzioni più significative degli strumenti di supporto alle decisioni. In origine, tali modelli sono stati sviluppati in ambito accademico con finalità principalmente analitiche e di simulazione; tuttavia, negli ultimi due decenni essi sono divenuti strumenti operativi sempre più utilizzati per interpretare le trasformazioni territoriali e orientare politiche di gestione sostenibile del suolo [33,34].
L'utilizzo di modelli predittivi consente ai pianificatori di valutare ex-ante le conseguenze di differenti scelte urbanistiche, simulando scenari alternativi di espansione insediativa, dispersione urbana, consumo di suolo agricolo e frammentazione ecologica. Tale capacità previsionale è particolarmente rilevante nei contesti caratterizzati da forte pressione insediativa o da sistemi ambientali vulnerabili, dove la valutazione preventiva degli impatti può contribuire a definire strategie di mitigazione e contenimento più efficaci [34,35].
L'evoluzione metodologica ha portato a un progressivo passaggio dai modelli empirici e deterministici, basati su relazioni causali esplicite tra variabili territoriali, verso approcci capaci di apprendere dai dati mediante algoritmi di Machine Learning e Deep Learning. Questi ultimi permettono di gestire grandi volumi di dati geospaziali, individuare pattern complessi e modellare dinamiche non lineari che risultano difficilmente rappresentabili con tecniche statistiche tradizionali [32,38].
Nonostante i progressi tecnologici e metodologici, l'adozione dei modelli predittivi nella pianificazione non è ancora uniforme. Persistono infatti alcune criticità operative, tra cui:

- la complessità dei processi di calibrazione;
- la necessità di dataset storici estesi e di elevata qualità;
- la difficoltà, per molte amministrazioni locali, di interpretare gli output modellistici e tradurli in indicazioni normative o progettuali;
- la limitata presenza di competenze tecnico-specialistiche all'interno degli enti pubblici [36,37].

Di fronte a tali sfide, la letteratura più recente sottolinea l'importanza di promuovere modelli più trasparenti, accessibili e replicabili, capaci di coniugare rigore scientifico e facilità d'uso. Un aspetto particolarmente rilevante riguarda la necessità di sviluppare strumenti che facilitino la comunicazione tra tecnici, decisori politici e cittadini, rendendo gli scenari modellistici intelligibili e funzionali ai processi di governance territoriale [31,34].

1.3 Impatti concreti dei modelli predittivi sulla pianificazione territoriale

L'introduzione dei modelli predittivi nei processi di pianificazione territoriale ha generato effetti significativi sia sul piano operativo sia su quello strategico. Questi strumenti hanno contribuito a rafforzare la dimensione conoscitiva della pianificazione, favorendo un approccio basato su evidenze,

scenari e valutazioni di impatto, anziché su semplici proiezioni qualitative o descrittive [28,34]. Grazie alla possibilità di simulare scenari alternativi, i modelli predittivi consentono di anticipare fenomeni complessi come la dispersione urbana, la frammentazione del paesaggio, la perdita di suolo agricolo o la riduzione dei servizi ecosistemici.
La rappresentazione quantitativa e spaziale delle dinamiche territoriali offre ai pianificatori un quadro utile per valutare le conseguenze delle politiche di uso del suolo, individuare le aree più vulnerabili e definire strategie di contenimento del consumo di suolo e di gestione sostenibile dello sviluppo urbano [33,35]. In diversi contesti internazionali, l'applicazione dei modelli predittivi ha confermato la loro utilità nel supportare processi di pianificazione integrata e di valutazione delle politiche pubbliche. Sia i modelli quantitativi - come quelli autoregressivi o basati su regressioni multivariate - sia gli approcci di apprendimento automatico, come Random Forest (RF), Regression Tree (RT) e Neural Network (NN), hanno mostrato un'elevata capacità di individuare i driver di trasformazione e di prevedere le aree più suscettibili al cambiamento.
L'uso combinato di dati socioeconomici, ambientali e geospaziali consente di migliorare la precisione delle previsioni e di adattare i risultati a scale territoriali differenti, dal livello comunale a quello regionale. Tuttavia, l'impatto dei modelli predittivi nei processi decisionali non è ancora uniforme. In molti casi, la loro adozione rimane limitata al contesto accademico o sperimentale, senza una piena integrazione negli strumenti di piano. Le principali barriere riguardano la complessità tecnica dei modelli, la necessità di dataset estesi e di elevata qualità, la mancanza di competenze specifiche nelle amministrazioni locali e la difficoltà nel tradurre gli output in indicazioni operative o normative [36,37].
Per superare tali criticità, la letteratura recente sottolinea l'esigenza di modelli trasparenti, facilmente comunicabili e co-progettati con gli attori istituzionali. L'obiettivo non è soltanto incrementare l'accuratezza delle previsioni, ma rendere i modelli strumenti effettivi di supporto strategico, capaci di facilitare il dialogo tra conoscenza scientifica, governance territoriale e obiettivi di sostenibilità [31,34].
In questa prospettiva, i modelli predittivi assumono un ruolo di mediazione tra analisi quantitativa e decisione politica, contribuendo a costruire una pianificazione più informata, preventiva e orientata alla riduzione del consumo di suolo.

1.4 Modelli quantitativi e spaziali: una distinzione operativa

Nel contesto della modellazione predittiva applicata al territorio, una distinzione fondamentale riguarda la natura dell'output generato e, di conseguenza, il ruolo che il modello assume nei processi decisionali. Tale distinzione consente di individuare due principali categorie operative: modelli quantitativi e modelli spaziali. I modelli quantitativi si concentrano sull'analisi delle relazioni statistiche o matematiche tra variabili, con l'obiettivo di stimare valori numerici che rappresentano l'intensità o la probabilità di trasformazione di un fenomeno. Operano in modo sintetico, senza una rappresentazione geografica esplicita dei risultati, e forniscono indicatori utili a comprendere la direzione e l'entità dei cambiamenti territoriali. Rientrano in questa categoria gli approcci classici, come i modelli autoregressivi o a regressione lineare (ad esempio i Least Square - ARX), così come le tecniche di apprendimento automatico quali Random Forest (RF), Regression Tree (RT) e Neural Network (NN), caratterizzate da una spiccata capacità di apprendere pattern complessi e non lineari dai dati [28,29].
I modelli spaziali, al contrario, associano a ciascun output una dimensione geografica esplicita, traducendo le previsioni in rappresentazioni cartografiche. In questi approcci lo spazio non costituisce un semplice attributo, ma una componente strutturale del sistema simulato. Essi consentono di localizzare le trasformazioni previste, rappresentare visivamente la distribuzione dei cambiamenti e facilitare la comunicazione degli scenari di trasformazione del territorio, rendendo l'informazione più accessibile ai decisori pubblici [33,34].
La distinzione tra modelli quantitativi e spaziali non è puramente tecnica, ma riflette implicazioni

sostanziali per la pianificazione territoriale. I primi risultano particolarmente efficaci per l'analisi delle relazioni causali e per la valutazione ex post di tendenze e correlazioni, mentre i secondi si prestano meglio alla simulazione ex ante di scenari alternativi e alla costruzione di mappe decisionali. L'integrazione tra queste due categorie rappresenta una delle prospettive più promettenti della ricerca attuale, poiché consente di combinare la solidità analitica dei modelli quantitativi con la capacità rappresentativa e comunicativa dei modelli spaziali [32].
In questa direzione, la modellazione predittiva applicata alla pianificazione territoriale tende sempre più verso approcci ibridi, in cui le previsioni quantitative vengono utilizzate per alimentare processi di allocazione spaziale, offrendo un quadro coerente, scalabile e scientificamente robusto a supporto della gestione sostenibile del territorio [28,32].

1.5 I modelli predittivi più utilizzati nella pianificazione territoriale

Negli ultimi decenni, la crescente disponibilità di dati geospaziali e l'evoluzione degli strumenti di analisi hanno favorito lo sviluppo di numerosi modelli predittivi applicati alla pianificazione territoriale. Pur differendo per struttura, complessità e finalità operative, questi modelli condividono l'obiettivo di comprendere, simulare e prevedere le trasformazioni d'uso del suolo in relazione ai fattori socioeconomici, ambientali e infrastrutturali che le determinano [30,34]. In letteratura, tali modelli possono essere ricondotti a due grandi famiglie: modelli quantitativi e modelli spaziali.
I modelli quantitativi si basano su analisi statistiche e sull'elaborazione di relazioni numeriche tra variabili, con lo scopo di stimare la probabilità o l'intensità del cambiamento. Particolare attenzione è stata dedicata ai modelli basati su algoritmi di apprendimento automatico, in grado di gestire grandi quantità di dati e di individuare pattern complessi e non lineari. Tecniche come Random Forest (RF), Regression Tree (RT) e Neural Network (NN) hanno trovato crescente applicazione nello studio delle dinamiche urbane, grazie alla loro capacità di adattarsi a differenti scale territoriali e alla robustezza nelle prestazioni predittive [28,29]. Parallelamente, i modelli Least Square (ARX), appartenenti alla tradizione statistica autoregressiva, mantengono un ruolo di riferimento per la robustezza teorica e la possibilità di analizzare relazioni causali esplicite tra variabili temporali e spaziali [39].
I modelli spaziali, invece, traducono le dinamiche territoriali in rappresentazioni geografiche esplicite, generando mappe o scenari territoriali di trasformazione. Essi risultano particolarmente utili per supportare i processi decisionali, poiché permettono di visualizzare l'evoluzione potenziale del territorio e di individuare le aree maggiormente esposte a pressioni insediative. Il loro impiego facilita inoltre la comunicazione tra tecnici, amministratori e cittadini, fornendo un supporto immediato alla valutazione delle politiche di sviluppo urbano [33,34].
La ricerca scientifica mostra una tendenza crescente verso l'integrazione tra modelli quantitativi e spaziali, con lo sviluppo di framework ibridi in cui le previsioni numeriche vengono utilizzate per alimentare processi di allocazione spaziale. Tale evoluzione mira a fornire strumenti più completi e operativi, capaci di combinare robustezza analitica, rappresentazione cartografica e utilità decisionale [41]. L'obiettivo è quello di migliorare la capacità dei modelli di simulare scenari futuri realistici e di tradurre i risultati della modellazione in indicazioni concrete per la gestione sostenibile del territorio [40,41].

1.6 Obiettivi della ricerca

La presente ricerca si propone di confrontare e valutare in modo critico diversi modelli predittivi per la simulazione dell'espansione urbana e del consumo di suolo, con l'obiettivo di individuare quelli più adatti a supportare i processi di pianificazione territoriale. Dopo una fase iniziale dedicata all'analisi della letteratura sui principali modelli di previsione del cambiamento d'uso del suolo, l'attività si

concentra sull'applicazione e sul confronto di quattro approcci quantitativi appartenenti a differenti famiglie metodologiche: Least Square (ARX), Random Forest (RF), Regression Tree (RT) e Neural Network (NN). Questi modelli sono stati selezionati per rappresentare un metodo statistico tradizionale e tre tecniche di apprendimento automatico di crescente complessità, al fine di analizzarne prestazioni, potenzialità e limiti applicativi in contesto territoriale.
L'obiettivo generale della ricerca è verificare la capacità dei modelli di riprodurre e prevedere le dinamiche di trasformazione urbana, valutando in particolare la coerenza dei risultati con i dati reali e la loro leggibilità in chiave pianificatoria. Il confronto tra i diversi approcci mira a evidenziare punti di forza e criticità sia sul piano predittivo - analizzando l'accuratezza delle simulazioni e la validità statistica degli output - sia sul piano operativo, considerando la semplicità d'uso, la trasparenza dei risultati e l'adattabilità ai vincoli territoriali.
L'applicazione dei modelli a un'area di studio reale, caratterizzata da significative pressioni insediative e da un quadro normativo stringente come quello della Regione Veneto, permette di valutare le prestazioni dei modelli in un contesto rappresentativo delle sfide attuali di gestione del territorio. In particolare, la ricerca esamina in che misura tali strumenti possano contribuire a una pianificazione basata su evidenze, fornendo supporto nella definizione di scenari futuri di consumo di suolo coerenti con gli obiettivi di sostenibilità stabiliti dalle politiche europee e nazionali.
La valutazione comparativa dei modelli si inserisce infine in una riflessione più ampia sul ruolo della modellazione predittiva nella governance territoriale. Oltre a misurare le prestazioni dei singoli approcci, la ricerca intende analizzare il loro potenziale come strumenti di supporto strategico, utili a favorire una pianificazione più trasparente, preventiva e orientata al contenimento del consumo di suolo, in linea con i principi dell'Agenda 2030 per lo Sviluppo Sostenibile, in particolare il Goal 11 "Città e comunità sostenibili" e il Goal 15 "Vita sulla Terra".

Figura 1 - Obiettivi dell'Agenda 2030 richiamati dalla ricerca: Goal 11 (Città e comunità sostenibili) e Goal 15 (Vita sulla Terra)

1.7 Il progetto GeoSciences IR e il contesto operativo della ricerca

Nel contesto della transizione ecologica e digitale, la gestione sostenibile del territorio richiede dati geologici e ambientali aggiornati, interoperabili e facilmente accessibili, fondamentali per rafforzare le infrastrutture di ricerca e migliorare l'efficacia delle politiche territoriali. In questa prospettiva si inserisce GeoSciences IR, progetto finanziato nell'ambito della Missione 4 "Istruzione e Ricerca" del Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza (PNRR), finalizzato alla creazione di un'infrastruttura nazionale dedicata alla Rete Italiana dei Servizi Geologici (RISG).
Coordinato da ISPRA e sviluppato in collaborazione con università ed enti di ricerca, GeoSciences IR mira a superare criticità strutturali consolidate, quali la frammentazione delle basi dati, la carenza di

strumenti operativi e la limitata disponibilità di personale tecnico-specialistico nei servizi territoriali. A tal fine, il progetto prevede la realizzazione di una piattaforma cloud interoperabile, conforme ai principi FAIR e alla Direttiva INSPIRE, con l'obiettivo di favorire l'armonizzazione, la condivisione e l'utilizzo di dati geologici e ambientali a supporto della pianificazione e delle politiche territoriali.

Figura 2 - Logo ufficiale del Progetto GeosciencesIR.

1.7.1 Struttura del progetto e ruolo del WP5

L'iniziativa è articolata in otto Work Packages (WP), dedicati a temi quali cartografia geologica, rischio idrogeologico, georisorse, monitoraggio territoriale, open data e infrastrutture digitali. Tra questi, il Work Package 5 (WP5) - Georisorse e monitoraggio del territorio riveste un ruolo strategico per la presente ricerca.
Il WP5 si concentra su due ambiti principali:

1. Attività minerarie sostenibili, orientate alla creazione di un portale nazionale sulle risorse minerarie e allo sviluppo di metodologie finalizzate a ridurre l'impatto delle attività estrattive.
2. Consumo, copertura e uso del suolo, finalizzate a:

- integrare e armonizzare dati territoriali provenienti da fonti europee, nazionali e locali;
- produrre indicatori, analisi tematiche e cartografie;
- supportare le amministrazioni regionali nella revisione degli strumenti urbanistici;
- sviluppare strumenti operativi per il monitoraggio continuo dell'impermeabilizzazione e delle trasformazioni insediative.

1.7.2 - Il ruolo dell'Unità Operativa 5.2d e il collegamento con la presente ricerca

All'interno del WP5 opera l'Unità Operativa 5.2d dell'Università dell'Aquila, direttamente coinvolta nello sviluppo di metodologie e strumenti per:

- il monitoraggio del consumo di suolo,
- l'individuazione di soglie critiche per la dispersione insediativa,
- la selezione e armonizzazione di indicatori territoriali,
- il supporto tecnico-operativo alle amministrazioni locali,
- la costruzione di toolkit replicabili destinati anche a enti con risorse tecniche limitate.

La presente tesi si colloca precisamente in questo quadro operativo. L'attività di modellazione predittiva e di valutazione delle dinamiche di consumo di suolo contribuisce allo sviluppo di strumenti analitici e

operativi coerenti con gli obiettivi del WP5, rispondendo alle esigenze delle amministrazioni regionali coinvolte nel progetto. Tale integrazione garantisce una forte coerenza tra la sperimentazione scientifica e le necessità applicative degli enti territoriali, rafforzando il valore operativo della ricerca in linea con i principi della transizione digitale e della pianificazione sostenibile promossi dal PNRR.

1.7.3 Partner principali e competenze strategiche

Uno degli aspetti qualificanti del progetto GeoSciences IR è il coinvolgimento diretto di enti scientifici e istituzionali di primo piano, che garantiscono elevati standard tecnici e metodologici. ISPRA, in qualità di ente coordinatore, rappresenta il fulcro tecnico-scientifico del progetto e contribuisce con la propria esperienza nel monitoraggio del consumo di suolo, nella standardizzazione dei dati ambientali e nella gestione del Servizio Geologico d'Italia. Il Consiglio Nazionale delle Ricerche (CNR) apporta competenze trasversali nella modellazione geologica, nella gestione dei dati territoriali e nello sviluppo di strumenti digitali innovativi per il supporto decisionale. L'Istituto Nazionale di Oceanografia e di Geofisica Sperimentale (OGS) contribuisce con tecnologie avanzate per la modellazione geofisica e il monitoraggio marino e costiero, offrendo una prospettiva integrata delle dinamiche geologiche. Accanto a questi enti, partecipano numerose università italiane - tra cui l'Università dell'Aquila, la Tuscia, il Molise, Cagliari, il Politecnico di Torino e Napoli Federico II - che operano nei diversi Work Packages con attività di ricerca e sviluppo metodologico. In particolare, l'Unità Operativa 5.2d dell'Università dell'Aquila, all'interno del WP5, è impegnata nello sviluppo di approcci e strumenti per il monitoraggio del consumo di suolo e il supporto alla pianificazione territoriale.

Figura 3 - Partner coinvolti nello sviluppo del Progetto GeosciencesIR.

Capitolo 2 - La Pianificazione Territoriale in Italia

Abstract Capitolo

Il Capitolo 2 fornisce il quadro teorico, normativo e concettuale di riferimento per l'analisi del consumo

di suolo e per l'utilizzo di strumenti modellistici a supporto della pianificazione territoriale. In primo luogo, vengono approfonditi i principi, le finalità e le scale operative della pianificazione territoriale, distinguendola dalla pianificazione urbanistica e mettendo in evidenza il ruolo della governance multilivello nella gestione delle trasformazioni spaziali. Il capitolo ricostruisce quindi la struttura del processo pianificatorio, illustrandone le principali fasi - dal quadro conoscitivo alla costruzione degli scenari, fino al monitoraggio - e collocando in tale contesto il contributo degli strumenti analitici e predittivi.
Successivamente, viene delineato il quadro normativo italiano per il governo del territorio, a partire dalla Legge urbanistica n. 1150/1942 fino al decentramento amministrativo e allo sviluppo delle legislazioni regionali. L'analisi evidenzia come l'autonomia normativa regionale abbia ampliato la capacità di adattamento alle specificità locali, ma abbia al contempo accentuato elementi di frammentazione e disomogeneità nel sistema di pianificazione nazionale. Su queste basi, il capitolo discute le principali criticità della pianificazione territoriale italiana, con particolare attenzione alla difficoltà di coordinamento interistituzionale, alla rigidità temporale degli strumenti e alla limitata capacità di orientare efficacemente i processi di urbanizzazione.
La parte finale del capitolo è dedicata al suolo come risorsa ambientale non rinnovabile e al fenomeno del consumo di suolo, analizzato nelle sue diverse forme e implicazioni territoriali. Attraverso il riferimento ai dati più recenti e agli indirizzi internazionali ed europei, il consumo di suolo viene inquadrato come una delle principali sfide per la pianificazione contemporanea, assumendo il ruolo di indicatore chiave per la valutazione della sostenibilità delle trasformazioni territoriali. Il capitolo definisce così il contesto entro cui si inseriscono le successive analisi metodologiche e applicative della ricerca.

2.1 Principi e finalità della pianificazione territoriale

La pianificazione territoriale rappresenta una delle principali attività attraverso cui le comunità organizzano e orientano le trasformazioni del proprio spazio di vita. Essa si colloca all'incrocio di discipline differenti - tra cui geografia, economia, ecologia, ingegneria, sociologia e diritto amministrativo - e si configura come un processo decisionale complesso, finalizzato alla gestione dell'uso del territorio in coerenza con obiettivi collettivi di medio e lungo periodo [42,43].
Un aspetto centrale, ampiamente discusso nella letteratura scientifica, riguarda la distinzione tra pianificazione territoriale e pianificazione urbanistica. Pur essendo strettamente connesse, le due pratiche operano su scale differenti. La pianificazione urbanistica si concentra prevalentemente sull'organizzazione dello spazio urbano, occupandosi di assetti insediativi, infrastrutture, servizi e densità edilizie. La pianificazione territoriale, invece, estende il proprio campo d'azione a sistemi spaziali più ampi, includendo aree agricole, ecosistemi naturali, territori rurali e ambiti funzionalmente integrati che spesso superano i confini amministrativi comunali [41-43]. Questo ampliamento di prospettiva consente di cogliere in modo più efficace le relazioni reciproche tra dinamiche ambientali, processi socioeconomici e fenomeni insediativi.
In tale ottica, la pianificazione territoriale contemporanea è chiamata a confrontarsi con problematiche complesse che si manifestano prevalentemente a scala sovracomunale, sub-regionale o regionale. Tra queste rientrano il consumo di suolo, la diffusione infrastrutturale, l'esposizione ai rischi naturali, i disequilibri demografici, la perdita di funzionalità ecosistemica e le criticità legate ai sistemi di mobilità e logistica. L'interazione tra sistemi antropici e naturali rende necessario un approccio di governance multilivello, capace di coinvolgere una pluralità di attori - amministrazioni locali, enti sovracomunali, Regioni, organismi tecnici, cittadini e imprese - e di integrare strumenti normativi, tecnici e conoscitivi all'interno di un quadro decisionale condiviso [42,43].
L'obiettivo generale della pianificazione territoriale può essere ricondotto alla promozione di uno

sviluppo equilibrato, sostenibile e resiliente. In questo quadro, le principali finalità includono la tutela delle risorse ambientali, intese come patrimonio comune e limitato; la regolazione dei processi di urbanizzazione, al fine di evitare forme di espansione incontrollata; il miglioramento della qualità della vita attraverso un accesso più equo ai servizi; la riduzione delle disuguaglianze territoriali mediante politiche di riequilibrio mirate; e la costruzione di visioni strategiche condivise, in grado di orientare le trasformazioni territoriali nel lungo periodo [41].

Negli ultimi decenni, la crescente attenzione ai temi della sostenibilità ha profondamente trasformato il ruolo e gli strumenti della pianificazione territoriale. L'esigenza di contenere il consumo di suolo, mitigare gli effetti dei cambiamenti climatici e salvaguardare i servizi ecosistemici ha favorito lo sviluppo di approcci sempre più integrati, nei quali la conoscenza scientifica assume un ruolo centrale nel processo decisionale [44,45]. In questo contesto, strumenti tecnici avanzati come i Sistemi Informativi Geografici (GIS) e i modelli predittivi hanno acquisito una rilevanza strategica crescente. Essi non si limitano alla rappresentazione dello stato attuale del territorio, ma consentono di analizzare le dinamiche in atto, simulare scenari futuri e valutare in modo sistematico gli effetti delle scelte pianificatorie, contribuendo a ridurre l'incertezza che caratterizza i sistemi territoriali complessi.

Il Veneto rappresenta un caso emblematico dell'evoluzione recente della pianificazione regionale in Italia. Caratterizzato da un sistema urbano policentrico, da un'elevata densità infrastrutturale e da processi di espansione insediativa diffusa, il territorio veneto ha sviluppato negli ultimi anni politiche specifiche orientate al contenimento del consumo di suolo e al rafforzamento dell'integrazione tra strumenti urbanistici e obiettivi ambientali. Questo contesto evidenzia come la pianificazione territoriale, se supportata da adeguati strumenti conoscitivi e analitici, possa costituire un elemento chiave per il governo di fenomeni complessi di rilevanza non solo regionale, ma anche nazionale [45].

2.2 Il processo di pianificazione territoriale: struttura, funzioni e logiche operative

Il processo articolato della pianificazione territoriale integra attività conoscitive, valutative e decisionali finalizzate alla gestione sostenibile delle trasformazioni territoriali. Pur con differenti declinazioni regionali o comunali, la letteratura e la prassi amministrativa concordano nel riconoscere una sequenza logica che consente di interpretare il funzionamento complessivo del processo. Essa non si limita a stabilire regole o vincoli, ma si configura come un sistema continuo di lettura del territorio, definizione delle strategie, confronto fra attori e verifica nel tempo degli effetti prodotti dalle politiche di governo del territorio. La qualità del processo dipende in larga misura dalla capacità di comprendere a fondo il territorio e le dinamiche che lo attraversano. n contesti territoriali complessi, caratterizzati da assetti insediativi articolati, da pressioni significative sulle risorse territoriali e da elevati livelli di frammentazione amministrativa, risulta ancora più importante articolare correttamente le fasi della pianificazione, affinché le scelte risultino coerenti con le criticità emergenti e con gli obiettivi di sostenibilità. Pur nella diversità degli approcci, le principali fasi possono essere sintetizzate secondo lo schema riportato in *Tabella 1*, che ne mette in evidenza contenuti e finalità.

Tabella 1 - Fasi, contenuti e finalità del processo di pianificazione territoriale.

Fase	Contenuto	Finalità
1. Quadro conoscitivo	Raccolta e analisi dei dati fisici, ambientali, socioeconomici e insediativi; interpretazione delle dinamiche territoriali.	Comprendere la struttura del territorio e individuare tendenze, criticità e potenzialità.
2. Definizione degli obiettivi	Elaborazione delle finalità del piano sulla base delle evidenze analitiche e degli indirizzi sovraordinati.	Orientare in modo coerente le scelte strategiche e gli indirizzi di sviluppo.
3. Costruzione degli scenari	Formulazione di alternative di assetto territoriale e valutazione comparativa dei loro impatti.	Identificare le opzioni più sostenibili ed efficaci.
4. Concertazione	Confronto tra enti, istituzioni, categorie economiche e cittadini; integrazione delle diverse istanze.	Rafforzare trasparenza, condivisione e legittimazione delle scelte pianificatorie.
5. Adozione e approvazione	Procedimento istituzionale di approvazione del piano e valutazione delle osservazioni.	Conferire efficacia normativa e rendere operative le previsioni del piano.
6. Gestione e monitoraggio	Verifica degli effetti del piano, controllo delle trasformazioni, eventuali varianti e aggiornamenti.	Garantire adattabilità, coerenza nel tempo e controllo del consumo di suolo.

Questo schema non esaurisce la complessità della pianificazione, ma consente di evidenziarne la logica sequenziale: si parte dalla conoscenza del territorio, si definiscono obiettivi e scenari, si procede attraverso il confronto e la decisione, e si conclude con un processo di gestione che deve restare dinamico e adattivo. È proprio in questo impianto che trovano collocazione strumenti analitici avanzati, come i modelli predittivi applicati in questa ricerca.

In questa sequenza, i modelli predittivi possono offrire un supporto trasversale alle prime fasi del processo pianificatorio, senza sostituirsi alla decisione pubblica ma contribuendo a renderla più informata, esplicita e verificabile. Nella fase di costruzione del quadro conoscitivo, essi consentono di organizzare e integrare dati territoriali eterogenei, di formalizzare le relazioni tra fattori ambientali, insediativi e socioeconomici e di riconoscere le principali dinamiche di trasformazione in atto. La letteratura sottolinea infatti che i modelli di land-use change non sono utili soltanto per prevedere

l'evoluzione futura del territorio, ma anche per comprendere il funzionamento dei sistemi territoriali, rendendo più leggibili i driver del cambiamento e supportando l'interpretazione delle tendenze evolutive [46]. Un contributo rilevante emerge anche nella fase di definizione degli obiettivi. Le evidenze prodotte dai modelli possono aiutare a tradurre la lettura del territorio in indirizzi strategici, mettendo in luce criticità, pressioni e possibili trade-off tra differenti finalità di piano. In questo senso, i Planning Support Systems e gli approcci di supporto decisionale sono descritti in letteratura come strumenti capaci di convertire dati e conoscenze specialistiche in informazioni utili alla formulazione degli obiettivi, alla costruzione di indicatori e alla strutturazione di criteri coerenti con i valori e le priorità degli attori coinvolti [33]. Il loro apporto diventa poi particolarmente evidente nella fase di costruzione degli scenari, nella quale permettono di simulare assetti territoriali alternativi, esplorare differenti traiettorie di sviluppo e confrontarne gli effetti potenziali. La letteratura evidenzia che il modellamento degli usi del suolo consente di trattare l'incertezza attraverso scenari multipli, rendendo più trasparente la valutazione delle conseguenze associate a diverse scelte pianificatorie. In tal modo, i modelli predittivi rafforzano la comparazione tra alternative, aiutano a evidenziare coerenze o conflitti tra obiettivi e risultati attesi e offrono una base quantitativa a supporto della selezione delle opzioni maggiormente sostenibili [47]. Nel complesso, quindi, i modelli predittivi possono essere letti come strumenti di supporto alle prime tre fasi della pianificazione: conoscenza, perché migliorano la lettura strutturata delle dinamiche territoriali; indirizzo strategico, perché aiutano a fondare gli obiettivi su evidenze esplicite; costruzione e valutazione degli scenari, perché consentono di esplorare e confrontare configurazioni alternative del territorio. Il loro valore non risiede nella sostituzione del giudizio pianificatorio, ma nella capacità di rafforzarne la base conoscitiva e valutativa, rendendo più robusto il passaggio dall'analisi del presente alla definizione delle scelte future [33,46].

2.3 Il quadro normativo nazionale per il governo del territorio

Il sistema di pianificazione territoriale italiano trova il proprio fondamento nella Legge urbanistica 17 agosto 1942, n. 1150, la prima a introdurre un impianto organico per il governo del territorio. Sebbene concepita in un contesto storico profondamente diverso da quello attuale, la legge ha definito principi, strumenti e gerarchie pianificatorie che hanno guidato per decenni la trasformazione urbana e che continuano a rappresentare un riferimento per la normativa regionale e locale [48]. Un ruolo centrale è ricoperto dai tre strumenti cardine introdotti dalla legge: Piano Regolatore Generale (PRG), Piano Particolareggiato di Esecuzione (PPE) e Piani Territoriali di Coordinamento (PTC), ciascuno con una funzione specifica all'interno della struttura gerarchica della pianificazione.

- Il Piano Regolatore Generale (PRG) è lo strumento urbanistico comunale per eccellenza. Esso stabilisce l'assetto complessivo del territorio, definendo le destinazioni d'uso delle aree (residenziali, commerciali, produttive, agricole), le localizzazioni infrastrutturali, gli standard urbanistici e i criteri generali di trasformazione. Il PRG opera come quadro strategico di lungo periodo, orientando lo sviluppo urbano e assicurando coerenza alle successive fasi attuative.

- Il Piano Particolareggiato di Esecuzione (PPE) svolge invece la funzione di dettagliare e attuare le previsioni del PRG in ambiti specifici. Attraverso questo strumento si definiscono parametri edilizi puntuali — altezze, volumi, distacchi, destinazioni d'uso specialistiche, spazi pubblici — necessari a tradurre le scelte generali del piano in interventi concreti. Il PPE rappresenta dunque il livello operativo della pianificazione, garantendo una gestione controllata e coerente delle trasformazioni locali.

- I Piani Territoriali di Coordinamento (PTC), predisposti a scala provinciale o regionale, rispondono

alla necessità di governare fenomeni che oltrepassano i confini amministrativi dei singoli comuni. La loro funzione è armonizzare le politiche urbanistiche, definire indirizzi infrastrutturali sovracomunali, tutelare ambiti ambientali strategici e prevenire conflitti tra strumenti locali. I PTC costituiscono pertanto il livello di coordinamento territoriale indispensabile per garantire una visione unitaria delle dinamiche insediative.

Una sintesi schematica dei tre strumenti è riportata nella *Figura 4*, utile a comprenderne rapidamente natura, contenuti e ambito di applicazione.

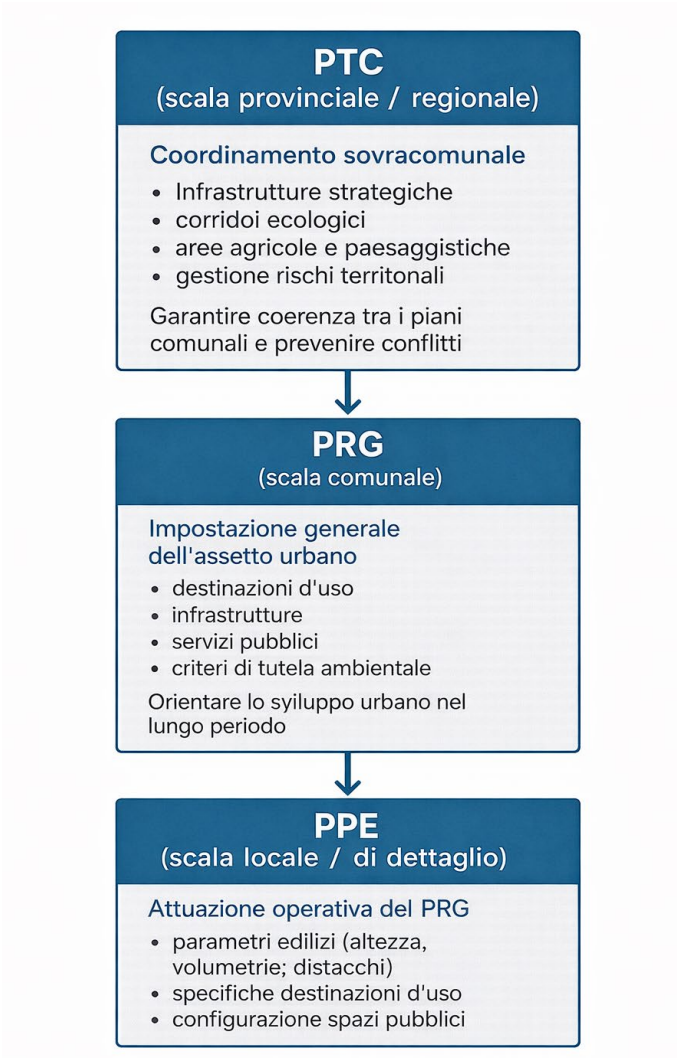


Figura 4 - Struttura gerarchica degli strumenti di pianificazione territoriale in Italia.

Oltre agli strumenti comunali e provinciali previsti dalla Legge urbanistica 1150/1942, il sistema italiano di pianificazione territoriale si articola anche su un livello regionale, che assume un ruolo sempre più rilevante nel coordinamento delle politiche di sviluppo e tutela del territorio. Le regioni elaborano strumenti di pianificazione di carattere strategico, tra cui il Piano Territoriale Regionale (PTR) e, nei territori soggetti a particolari vincoli paesaggistici, il Piano Paesaggistico Regionale (PPR).

- Il Piano Territoriale Regionale (PTR) definisce gli indirizzi generali per l'organizzazione del territorio su scala regionale, individuando strategie di sviluppo, sistemi infrastrutturali prioritari, ambiti di tutela ambientale e criteri di coordinamento tra le politiche settoriali. Il PTR svolge pertanto una funzione di indirizzo e coordinamento nei confronti degli strumenti di

pianificazione provinciale e comunale, contribuendo a garantire coerenza tra le scelte territoriali locali e gli obiettivi di sviluppo regionale.

- Il Piano Paesaggistico Regionale (PPR), disciplinato in particolare dal Codice dei beni culturali e del paesaggio (D.Lgs. 42/2004), rappresenta invece lo strumento attraverso cui vengono individuati e tutelati i valori paesaggistici del territorio, definendo vincoli, direttive e criteri per la gestione e la trasformazione delle aree di interesse paesaggistico. In molte regioni italiane, il PPR assume un ruolo fondamentale nel garantire l'integrazione tra pianificazione territoriale e tutela del paesaggio.

L'articolazione multilivello della pianificazione territoriale italiana riflette un modello nel quale competenze e responsabilità sono distribuite tra diversi livelli istituzionali. Questo assetto, rafforzato dal processo di regionalizzazione avviato negli ultimi decenni, richiede un continuo coordinamento tra strumenti di pianificazione appartenenti a scale amministrative differenti.
In una prospettiva comparativa, il sistema di pianificazione territoriale italiano si colloca all'interno di un più ampio panorama europeo caratterizzato da modelli istituzionali differenti ma accomunati dalla presenza di una struttura multilivello della pianificazione. Studi comparativi evidenziano come nei diversi paesi europei la pianificazione territoriale sia organizzata secondo assetti istituzionali che distribuiscono le competenze tra livello nazionale, regionale e locale, con differenze significative nella natura degli strumenti e nel grado di vincolatività delle politiche territoriali [49].
In Francia, il sistema di pianificazione presenta una struttura articolata su più livelli amministrativi. Accanto agli strumenti urbanistici comunali, come i *Plans Locaux d'Urbanisme (PLU)*, assumono un ruolo centrale i *Schémas de Cohérence Territoriale (SCOT)*, strumenti di pianificazione strategica che coordinano le politiche territoriali su scala intercomunale, garantendo coerenza tra sviluppo urbano, infrastrutture e tutela ambientale [49].
In Spagna, la pianificazione territoriale è caratterizzata da un'elevata decentralizzazione, con competenze attribuite alle comunità autonome. Queste definiscono indirizzi territoriali e strumenti di coordinamento che orientano la pianificazione locale, mentre i comuni mantengono un ruolo centrale nella gestione operativa dello sviluppo urbano attraverso i piani urbanistici municipali [49].
Il caso della Germania rappresenta invece un modello fortemente gerarchico e coordinato, basato su una chiara distinzione tra pianificazione territoriale strategica e pianificazione urbanistica locale. I Länder svolgono un ruolo determinante nella definizione degli indirizzi territoriali, mentre la pianificazione comunale si colloca all'interno di un quadro normativo e strategico stabilito ai livelli superiori [49].
Nei Paesi Bassi, il sistema di pianificazione territoriale si caratterizza per un forte coordinamento tra livelli istituzionali e per l'elevata integrazione tra politiche territoriali, ambientali e infrastrutturali. La pianificazione nazionale definisce indirizzi strategici di lungo periodo, mentre province e comuni traducono tali orientamenti in strumenti operativi e piani locali [49].
Nel complesso, il confronto europeo evidenzia come il sistema italiano condivida con altri paesi una struttura multilivello della pianificazione, pur presentando specificità legate alla forte autonomia regionale e alla centralità della pianificazione comunale nella regolazione delle trasformazioni territoriali [49].
Alla luce del confronto con alcuni paesi europei, il sistema italiano di pianificazione territoriale presenta alcune specificità legate alla sua evoluzione storica e istituzionale. La Legge urbanistica 1150/1942 nacque in un periodo in cui il governo centrale esercitava un ruolo dominante nelle politiche territoriali, riflettendo un'impostazione fortemente accentratrice della gestione pubblica. Nonostante ciò, la legge rappresentò un passaggio decisivo verso la regolamentazione dell'espansione urbana e la razionalizzazione dell'uso del territorio, ponendo le basi di un sistema pianificatorio che, pur adattandosi nel tempo ai processi di regionalizzazione, ha mantenuto una coerenza strutturale di fondo. Tale

impianto ha contribuito a definire l'architettura urbanistica moderna del Paese, inserendosi progressivamente in un quadro più ampio di politiche territoriali e spaziali influenzate anche dagli indirizzi europei.

2.4 Le leggi urbanistiche regionali

Il processo di decentramento amministrativo avviato con il D.P.R. 616/1977 ha rappresentato un passaggio cruciale nell'evoluzione della pianificazione territoriale italiana, determinando il trasferimento delle competenze urbanistiche dallo Stato alle Regioni. A partire da tale riforma, l'impianto normativo nazionale ha progressivamente lasciato spazio a un sistema fondato sull'autonomia legislativa regionale. Questo percorso ha condotto a una crescente articolazione della disciplina urbanistica, favorendo in molti casi l'introduzione di soluzioni normative volte a superare limiti e rigidità della legislazione statale.

Le leggi regionali hanno contribuito a ridefinire gli strumenti della pianificazione, mantenendo un riferimento ai principi generali della Legge urbanistica del 1942, ma ampliandone l'impostazione e adattandola alle caratteristiche dei diversi contesti territoriali. In diversi casi, tali normative hanno anticipato contenuti successivamente recepiti a livello nazionale, introducendo assetti pianificatori più articolati e affrontando in modo esplicito tematiche emergenti quali la sostenibilità ambientale, la gestione delle risorse naturali e la tutela del paesaggio.

Nella configurazione attuale, il sistema di pianificazione territoriale italiano si sviluppa su una pluralità di livelli istituzionali coerenti con l'organizzazione amministrativa dello Stato. Accanto all'ambito sovraregionale, esso comprende il livello regionale, provinciale, metropolitano e comunale, ciascuno dotato di competenze specifiche. La pianificazione si concretizza attraverso un insieme di strumenti differenziati, che spaziano dai piani generali di assetto territoriale fino a strumenti settoriali e tematici, come i Piani di bacino o i Piani di protezione civile, spesso riferiti ad ambiti funzionali che non coincidono con i confini amministrativi tradizionali.

All'interno di questo sistema, la scala regionale assume un ruolo centrale nella definizione delle politiche urbanistiche e territoriali. Le Regioni sono chiamate a predisporre strumenti di pianificazione di rilievo strategico, tra cui il Piano Territoriale Regionale (PTR) e il Piano Paesaggistico Regionale (PPR), fondamentali per orientare le scelte relative all'uso del suolo, alla tutela del paesaggio e allo sviluppo infrastrutturale. A esse compete inoltre l'approvazione degli strumenti elaborati da Comuni, Province e Città metropolitane, con l'obiettivo di garantire la coerenza delle politiche locali rispetto agli indirizzi strategici regionali.

La differenziazione normativa introdotta dall'autonomia regionale ha favorito una maggiore capacità di risposta alle specificità locali, ma ha al tempo stesso accentuato le differenze tra i sistemi di pianificazione delle diverse Regioni italiane [48]. Nel tempo, ciascun contesto regionale ha sviluppato approcci propri alla gestione del territorio, riflettendo priorità politiche, economiche e sociali eterogenee. Ne è derivato un quadro complessivamente frammentato, che ha reso più complesso il coordinamento delle politiche urbanistiche e territoriali a livello nazionale [50,51].

Le disomogeneità regionali emergono sotto molteplici profili, dalla struttura e dalla flessibilità degli strumenti di pianificazione adottati, alle modalità di attuazione e monitoraggio dei piani, fino alla distribuzione delle risorse destinate alle politiche urbane e rurali. Differenze significative nella capacità amministrativa e attuativa hanno inoltre prodotto esiti territoriali non uniformi, incidendo sull'efficacia delle politiche e sulla loro coerenza con gli obiettivi di sviluppo sostenibile.

Il decentramento ha quindi rafforzato la prossimità delle politiche urbanistiche ai bisogni dei territori, ma ha anche introdotto criticità rilevanti in termini di coordinamento istituzionale e coerenza normativa. L'attuale configurazione del sistema di pianificazione territoriale italiano evidenzia pertanto la necessità di consolidare i meccanismi di coordinamento tra i livelli regionali e di rafforzare una regia nazionale

in grado di assicurare integrazione, coerenza e sostenibilità complessiva delle politiche di governo del territorio [52,53].

Tabella 2 - Evoluzione del sistema di pianificazione urbanistica in Italia prima e dopo il decentramento amministrativo.

PRIMA DEL DECENTRAMENTO (fino al 1977)	**DOPO IL DECENTRAMENTO (dal 1977 in poi)**
Normativa nazionale unica e centralizzata	Legislazioni regionali autonome e differenziate
Strumenti urbanistici uniformi	Strumenti diversi per struttura e denominazione
Pianificazione centralizzata	Sistema multilivello (Regione–Provincia–Comune)
Iter approvativi omogenei	Procedure variabili tra Regioni
Bassa adattabilità alle specificità locali	Forte adattamento locale ma maggiore eterogeneità
Coordinamento chiaro e verticale	Necessità di coordinamento interistituzionale
Visione unitaria del territorio	Possibili disallineamenti tra strumenti

2.5 Le criticità della pianificazione territoriale italiana

L'attuale sistema di pianificazione territoriale italiano, fondato su un quadro normativo articolato che combina disposizioni nazionali e regionali, presenta una serie di limiti strutturali che ne condizionano l'efficacia operativa [54,55]. Tra le manifestazioni più evidenti di tali criticità rientra il consumo di suolo, fenomeno strettamente connesso ai processi di espansione urbana, alla frammentazione delle politiche territoriali e alla difficoltà di orientare in modo coerente le trasformazioni insediative. La progressiva artificializzazione del territorio rappresenta oggi una delle principali sfide per il raggiungimento di obiettivi di sviluppo sostenibile e di uso equilibrato delle risorse naturali [56,57].
Le criticità della pianificazione non derivano tuttavia da un unico fattore, ma dall'interazione di elementi istituzionali, tecnici e socio-territoriali che si sono consolidati nel tempo e che caratterizzano profondamente il modello italiano di governo del territorio. In questa prospettiva, più che elencare singoli "problemi", risulta utile evidenziare alcune tensioni sistemiche che influenzano il funzionamento complessivo della pianificazione.
Una prima tensione riguarda la difficoltà di costruire una direzione strategica unitaria in un contesto in cui gli strumenti decisionali sono distribuiti su molteplici livelli amministrativi. La riforma del 1977 ha infatti prodotto un assetto istituzionale che valorizza le autonomie, ma che ha al contempo ampliato la distanza tra le politiche regionali e gli strumenti comunali, generando una forte variabilità territoriale. Tale condizione non costituisce necessariamente un limite in sé, ma richiede una capacità di coordinamento che non sempre risulta adeguata, soprattutto nei contesti caratterizzati da elevate pressioni insediative.

Una seconda tensione riguarda la discontinuità temporale tra i processi di trasformazione territoriale e gli strumenti di pianificazione. I territori evolvono rapidamente, mentre i piani seguono iter approvativi spesso lunghi e complessi. L'intervallo che separa la fase analitica da quella attuativa può diventare così ampio da ridurre l'efficacia delle previsioni, rendendo necessarie frequenti varianti. Questo disallineamento temporale indebolisce la funzione anticipatoria della pianificazione e spinge gli enti locali verso interventi di tipo reattivo più che strategico.
Si aggiunge una tensione di natura insediativo-ambientale, legata alle modalità con cui avviene la trasformazione del suolo. I processi di urbanizzazione si sviluppano spesso in forma frammentata e non sempre coerente con gli obiettivi di sostenibilità. L'incremento delle superfici artificiali, documentato annualmente dai rapporti ISPRA, evidenzia come le politiche territoriali non siano sempre riuscite a orientare in modo efficace l'evoluzione insediativa. Ne derivano effetti quali la dispersione urbana, la riduzione della qualità ecologica dei territori e l'aumento dei costi di gestione dei servizi pubblici.
Un ulteriore elemento critico riguarda la disomogeneità delle capacità tecniche presenti sul territorio nazionale. La crescente complessità degli strumenti di pianificazione, che oggi integrano dimensioni ambientali, paesaggistiche, infrastrutturali, climatiche e socioeconomiche, richiede competenze specialistiche e strumenti analitici avanzati. Tuttavia, molti piccoli comuni dispongono di risorse limitate, con il rischio di elaborare piani poco aggiornati o scarsamente coordinati rispetto alle dinamiche reali, contribuendo così a una differenziazione delle performance delle politiche territoriali.
Permangono infine difficoltà significative nell'integrazione tra politiche settoriali. La pianificazione urbanistica non sempre dialoga in modo efficace con la gestione del rischio idrogeologico, con le strategie di adattamento e mitigazione climatica o con le politiche della mobilità. L'assenza di un approccio realmente intersettoriale può generare incoerenze tra obiettivi e strumenti, riducendo la capacità complessiva di governare la complessità territoriale contemporanea.
Nel loro insieme, queste criticità non rappresentano soltanto problemi di natura operativa, ma segnalano un'esigenza più ampia: consolidare una pianificazione capace di interpretare i processi territoriali in modo continuo, basata su dati aggiornati, aperta all'integrazione tra discipline e in grado di costruire scenari credibili in contesti caratterizzati da incertezza. Il passaggio verso forme di pianificazione più dinamiche, supportate da sistemi di monitoraggio evoluti, costituisce una condizione essenziale per affrontare in modo efficace le trasformazioni territoriali dei prossimi anni.

2.6 Il suolo e il fenomeno del consumo di suolo

2.6.1 Il suolo

Il suolo costituisce lo strato superficiale della crosta terrestre ed è formato da componenti minerali, sostanza organica in diversi stadi di decomposizione, acqua, aria e una vasta comunità di organismi viventi che ne determinano struttura e funzionalità. Si tratta di una risorsa vitale, non rinnovabile e insostituibile, che rappresenta l'interfaccia tra atmosfera, idrosfera e biosfera, ospitando una parte significativa della biodiversità terrestre [58]. Un suolo in buona salute garantisce un equilibrio funzionale complesso: la sua porosità consente l'infiltrazione e lo stoccaggio dell'acqua, supporta il ciclo dei nutrienti e offre habitat per organismi che contribuiscono ai processi di formazione e rigenerazione del suolo stesso [59,60]. Per tali ragioni, esso svolge un insieme articolato di funzioni:

- produttive, fornendo cibo, fibre, biomassa ed elementi essenziali alla vita;
- regolatrici, contribuendo alla riduzione del rischio idraulico e al rifornimento delle falde;

- naturalistiche, come serbatoio di biodiversità e habitat per comunità biologiche complesse;
- climatiche, poiché il suolo influenzia il clima locale e globale, e trattiene circa il 20% del carbonio naturale;
- storico-ambientali, conservando tracce utili alla ricostruzione dei cambiamenti ambientali e delle attività antropiche;
- insediative, offrendo la base fisica per infrastrutture e costruzioni;
- protettive, filtrando gli inquinanti e contribuendo alla salvaguardia delle risorse idriche sotterranee.

L'importanza del suolo come risorsa strategica è stata riconosciuta in ambito europeo già nei primi anni Settanta con l'adozione della Carta Europea del Suolo, varata dal Consiglio d'Europa a Strasburgo nel 1972. Il documento, articolato in dodici punti fondamentali, mette in evidenza le molteplici funzioni svolte dal suolo, che spaziano dalla regolazione dei cicli naturali alla produzione di cibo, dalla tutela degli ecosistemi al supporto delle attività umane e delle infrastrutture. Come sintetizzato in *Figura 5*, la Carta propone una visione integrata del suolo, anticipando concetti oggi centrali nelle politiche di governo del territorio, quali la sostenibilità, la prevenzione del degrado e il contenimento dell'artificializzazione.

Figura 5 - Funzioni principali del suolo e obiettivi dell'Agenda 2030 ad esse connessi. Fonte: Arpa Emilia-Romagna.

2.6.3 Il consumo di suolo

Il consumo di suolo rappresenta una trasformazione profonda e spesso irreversibile dello spazio territoriale, derivante dal passaggio da coperture naturali, agricole o seminaturali a superfici artificiali. Tale processo determina la perdita, totale o parziale, delle funzioni ecosistemiche che il suolo svolge, incidendo direttamente sulla qualità ambientale e sulla capacità dei territori di adattarsi ai cambiamenti climatici [61].
Si distinguono diverse tipologie di consumo: il consumo permanente, legato alla realizzazione di edifici, infrastrutture, superfici asfaltate e pavimentazioni, che comportano la sigillazione del suolo; il consumo reversibile, associato a cantieri, impianti fotovoltaici a terra o superfici non pavimentate che possono teoricamente essere recuperate; e infine il consumo netto, che rappresenta il saldo tra nuove artificializzazioni e interventi di ripristino o rinaturalizzazione [62]. Nel contesto della pianificazione territoriale, il consumo di suolo assume una rilevanza centrale poiché influenza:

- la struttura e la forma urbana, spesso definita non da scelte strategiche ma da dinamiche di dispersione;
- i costi di gestione dei servizi pubblici e delle reti, che aumentano quanto più la città si espande in modo discontinuo;
- la resilienza climatica dei territori, dal momento che la perdita di suolo permeabile riduce la capacità di adattamento agli estremi idro-meteorologici;
- la conservazione delle superfici agricole e naturali, indispensabili per garantire servizi ecosistemici, biodiversità e sicurezza alimentare;
- la qualità dell'ambiente urbano, poiché una maggiore impermeabilizzazione comporta incremento delle isole di calore e riduzione degli spazi verdi.

In questo quadro, la pianificazione contemporanea, sia a livello regionale sia a quello comunale, è sempre più chiamata a integrare il tema del consumo di suolo come variabile progettuale e non solo ambientale, ponendo attenzione al riuso e alla rigenerazione delle aree già urbanizzate, alla limitazione delle nuove espansioni e alla valutazione preventiva dell'impatto territoriale delle trasformazioni. Il consumo di suolo diventa quindi un indicatore chiave per orientare le politiche di governo del territorio verso modelli più compatti, sostenibili e resilienti, capaci di equilibrare esigenze insediative e tutela delle risorse ambientali. L'edizione 2025 del Rapporto ISPRA sul consumo di suolo registra una nuova crescita significativa del fenomeno. Tra il 2023 e il 2024, le nuove artificializzazioni raggiungono 83,7 km², pari a 22,9 ettari al giorno, equivalenti a circa 2,7 m² al secondo. Come si nota dalla tabella 3 il consumo netto, ottenuto sottraendo i ripristini (5,2 km²), ammonta a 78,5 km², il valore più elevato degli ultimi dodici anni [63]. L'impermeabilizzazione permanente aumenta di 12,94 km², mentre ulteriori 11,57 km² passano da consumo reversibile a permanente, consolidando la perdita irreversibile delle funzioni ecologiche del suolo [63].
Per interpretare correttamente i dati riportati nella *Tabella 3* è opportuno chiarire il significato dei principali termini utilizzati nelle stime nazionali elaborate da ISPRA. Nel sistema di monitoraggio adottato dal Sistema Nazionale per la Protezione dell'Ambiente (SNPA), il consumo di suolo è definito come la variazione da una copertura del suolo non artificiale (naturale, agricola o seminaturale) a una copertura artificiale, determinata da processi di urbanizzazione, infrastrutturazione o altre trasformazioni antropiche che comportano la perdita, totale o parziale, delle funzioni ecologiche del

suolo [63].
Il consumo di suolo netto rappresenta il saldo tra le nuove artificializzazioni registrate in un determinato periodo e le superfici oggetto di ripristino, ovvero quelle aree in cui si verificano processi di rinaturalizzazione o restituzione a usi agricoli o naturali. Tale indicatore consente di valutare l'effettiva variazione annuale delle superfici artificiali nel territorio nazionale [63].
Nel rapporto ISPRA si distingue inoltre tra consumo di suolo permanente e consumo di suolo reversibile. Il primo comprende le trasformazioni che comportano la sigillazione stabile del suolo, come edificazioni, infrastrutture e superfici pavimentate o asfaltate, determinando una perdita sostanzialmente irreversibile delle funzioni ecologiche. Il consumo di suolo reversibile, invece, include trasformazioni temporanee o potenzialmente recuperabili, quali cantieri, aree non pavimentate o alcune tipologie di impianti tecnologici, che non implicano necessariamente un'impermeabilizzazione permanente del terreno [63].
Il termine impermeabilizzazione indica il processo attraverso il quale il suolo viene coperto da materiali artificiali che ne impediscono l'infiltrazione dell'acqua e lo scambio con l'ambiente circostante, compromettendo le funzioni idrologiche ed ecologiche del terreno. Nella tabella viene inoltre distinta l'impermeabilizzazione di aree già consumate reversibilmente, che rappresenta il passaggio da una trasformazione temporanea a una forma permanente di artificializzazione del suolo [63].
Infine, la voce altre coperture del suolo non considerate consumo comprende trasformazioni che, secondo la metodologia di monitoraggio SNPA, non determinano una perdita significativa delle funzioni ecologiche del suolo e pertanto non rientrano nel conteggio del consumo di suolo in senso stretto [63].

Tabella 3 - Stime nazionali del consumo di suolo, del ripristino e dell'impermeabilizzazione annuali (2023-2024) Fonte: elaborazioni ISPRA su cartografia SNPA

Consumo di suolo (km²)	83,7
Ripristino (km²)	5,2
Consumo di suolo netto (km²)	78,5
Consumo di suolo permanente (km²)	12,94
Consumo di suolo reversibile (km²)	70,76
Consumo di suolo al netto degli impianti fotovoltaici a terra (km²)	66,69
Impermeabilizzazione di aree già consumate reversibilmente (km²)	11,57
Impermeabilizzazione complessiva (km²)	24,5
Altre coperture del suolo non considerate consumo (km²)	6,35
Nuove aree non consumate di dimensioni inferiori ai 1.000 m² (km²)	4,55

La maggior parte del nuovo consumo rimane di tipo reversibile, per un totale superiore a 70 km² *(tabella 3)*, trainato in particolare dall'espansione dei cantieri (circa 4.700 ha) e dalla crescita degli impianti fotovoltaici a terra, responsabili di 1.702 ha di nuove occupazioni (7). I livelli più elevati di consumo si confermano nelle regioni del Nord e in aree caratterizzate da forte pressione urbanistica e infrastrutturale.

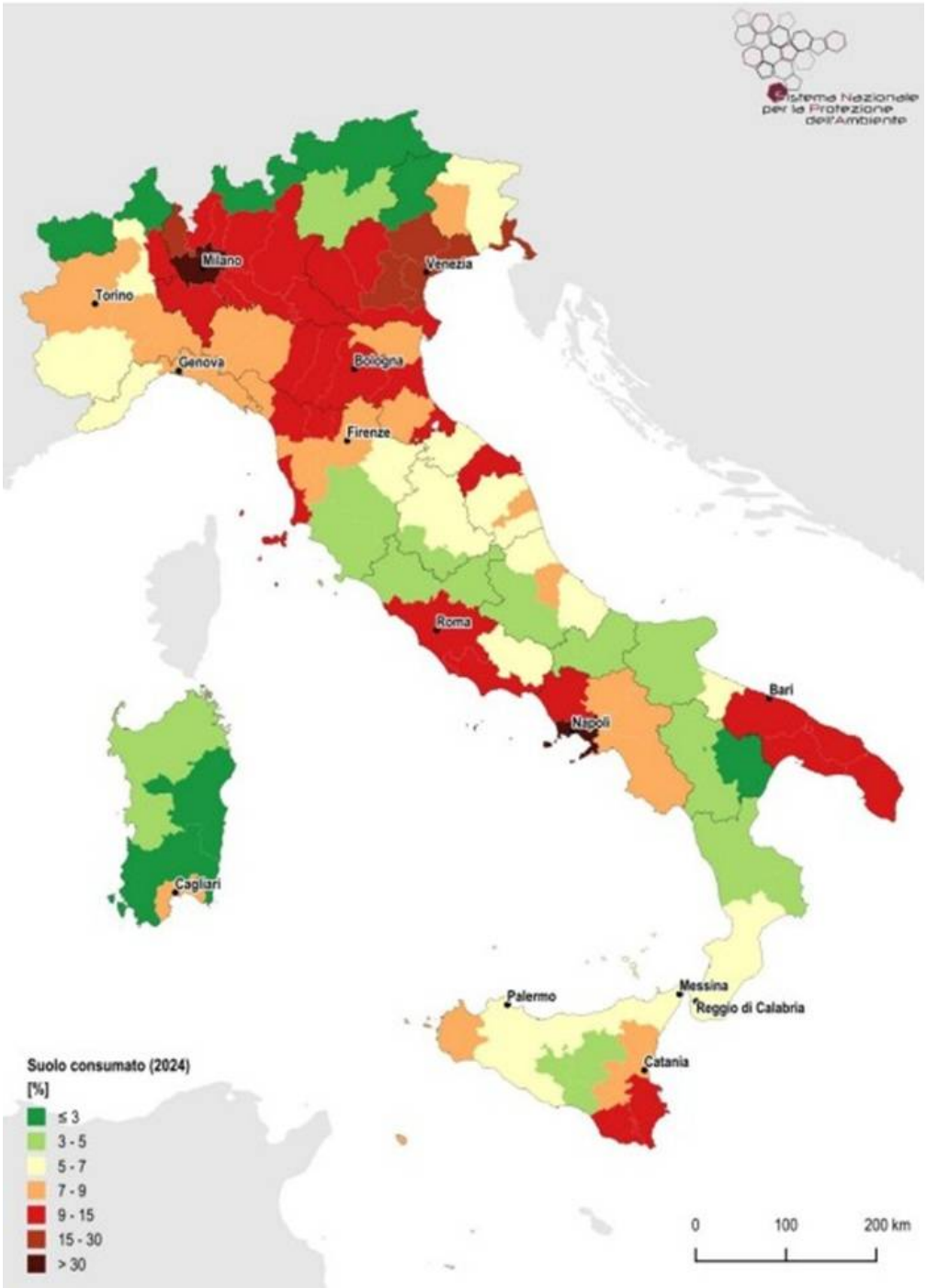


Figura 6 - Suolo consumato a livello provinciale. Fonte: elaborazioni ISPRA su cartografia SNPA.

La tendenza nazionale risulta lontana dagli obiettivi di contenimento fissati a livello europeo. Il ritmo di consumo del 2024 supera in modo considerevole la media del periodo 2012–2023, pari a 18,9 ettari al giorno, evidenziando una dinamica di espansione non coerente con l'andamento demografico del Paese. Particolarmente critico risulta l'indicatore del consumo marginale: nel 2024, per ogni abitante perso, sono stati consumati oltre 3.000 m² di suolo, segnalando una crescita di aree artificiali non giustificata da reali esigenze insediative. Questo scollamento tra pressione insediativa e dinamica demografica emerge con chiarezza anche dal grafico ISPRA sul suolo consumato pro-capite *(figura 7)*, che mostra un incremento progressivo e costante dal 2006 al 2024. Nonostante la popolazione italiana sia in diminuzione, il valore di suolo consumato per abitante aumenta stabilmente, passando da circa

348 m²/ab nel 2006 a oltre 365 m²/ab nel 2024. L'andamento rappresentato nel grafico conferma quindi una tendenza strutturale: la riduzione degli abitanti non comporta una riduzione del consumo, bensì una sua ripartizione su un numero minore di residenti.

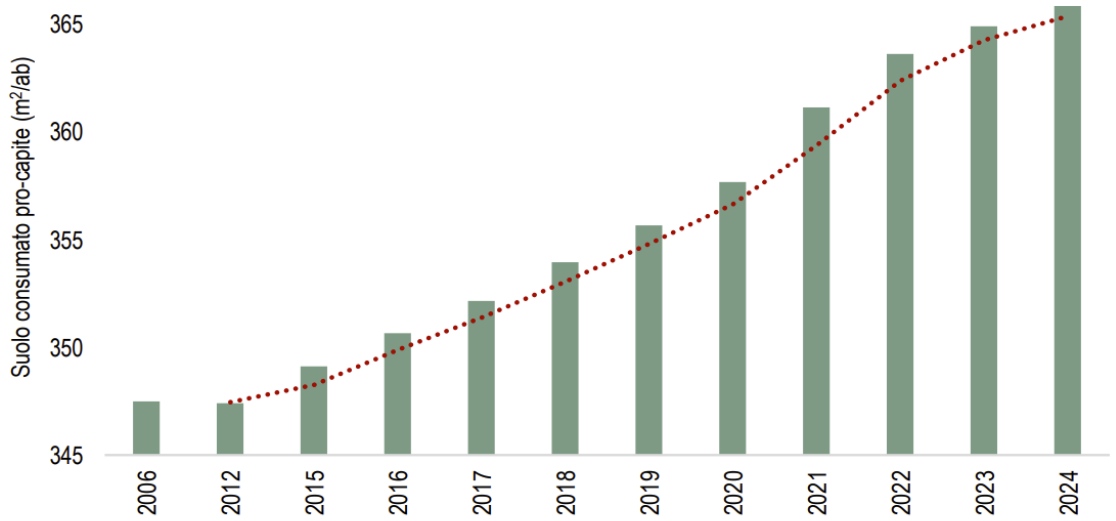


Figura 7 - Suolo consumato pro capite a livello nazionale per anno. Fonte: ISPRA.

I dati disponibili indicano la necessità di adottare interventi coordinati per contenere il consumo di suolo e orientare le trasformazioni territoriali verso modelli più sostenibili. In questo quadro, assumono particolare rilevanza:

- le politiche di rigenerazione urbana e il riutilizzo delle aree dismesse, quale alternativa all'espansione insediativa;
- l'allineamento alle strategie europee che prevedono l'azzeramento del consumo netto di suolo entro il 2050;
- le azioni di ripristino e recupero degli ecosistemi degradati e l'impiego di pratiche di gestione sostenibile del territorio;
- lo sviluppo di strumenti analitici e di supporto alle decisioni, basati sulla conoscenza delle caratteristiche e delle dinamiche di trasformazione del suolo.

Questi elementi costituiscono il quadro operativo entro cui collocare le future scelte di pianificazione e gestione del territorio. In continuità con questo quadro operativo, le azioni richieste alla pianificazione nazionale si inseriscono in un più ampio sistema di indirizzi e strategie internazionali ed europee che definiscono obiettivi, criteri e priorità per la tutela del suolo e la riduzione del suo degrado. Le politiche internazionali riconoscono il suolo come una risorsa prioritaria per la sostenibilità ambientale. A livello globale, il principale riferimento normativo è la Convenzione delle Nazioni Unite per la lotta alla desertificazione (UNCCD), che ha introdotto il concetto di *Land Degradation Neutrality* nel Quadro Strategico 2018–2030, in attuazione del Target 15.3 dell'Agenda 2030. Gli Obiettivi di Sviluppo Sostenibile *(figura 8)* prevedono specifici target e indicatori relativi al rapporto tra consumo di suolo e

crescita demografica, all'accesso agli spazi verdi urbani e alla riduzione del degrado del suolo, monitorati attraverso misure di copertura del suolo, produttività e contenuto di carbonio organico. Ulteriori riferimenti provengono dalla Convenzione quadro delle Nazioni Unite sui cambiamenti climatici (UNFCCC), che attribuisce all'uso del suolo un ruolo rilevante nel raggiungimento della neutralità climatica al 2050. La FAO, tramite la *Global Soil Partnership*, promuove la gestione sostenibile del suolo attraverso la produzione e la condivisione di conoscenze tecniche e scientifiche. In ambito europeo, il Parlamento europeo ha sottolineato la necessità di un quadro giuridico comune per la protezione del suolo, richiedendo misure per prevenire o ridurre l'impermeabilizzazione e promuovere la rigenerazione e il riuso delle aree già urbanizzate.

Figura 8 - Inquadramento degli obiettivi di riduzione del consumo di suolo nel quadro degli Obiettivi di Sviluppo Sostenibile (SDGs) e delle politiche europee e nazionali.

In questa prospettiva, la Strategia dell'UE per il Suolo 2030 stabilisce un percorso per garantire suoli in buona salute entro il 2050, con azioni concrete da attuare entro il 2030 e obiettivi quali il non incremento del degrado del suolo e il raggiungimento del consumo netto pari a zero entro il 2050. Per quanto riguarda il consumo e l'impermeabilizzazione del suolo, la Strategia prevede che gli Stati membri definiscano obiettivi nazionali, regionali e locali per ridurre il consumo netto entro il 2030, integrino la gerarchia del consumo di suolo nelle politiche urbanistiche, privilegiando il riuso delle aree già impermeabilizzate, ed eliminino progressivamente gli incentivi che incoraggiano la conversione di superfici agricole o naturali.

Capitolo 3 - Area di studio

Abstract Capitolo

Il capitolo inquadra la Regione Veneto come area di studio, ricostruendone l'evoluzione storica, socio-economica e territoriale e mettendo in relazione il modello di sviluppo regionale con le dinamiche di urbanizzazione e consumo di suolo. Dopo un sintetico profilo storico, viene descritto il quadro morfologico-geografico della regione, evidenziando la forte articolazione tra montagna, collina e pianura e la concentrazione della popolazione e delle principali infrastrutture nelle aree di pianura.
Il consumo di suolo viene quindi analizzato in una prospettiva comparativa nazionale ed europea, mostrando come il Veneto si collochi tra le regioni italiane a maggiore incidenza di superfici artificializzate, con valori nettamente superiori alla media europea e una crescita cumulata persistente nel periodo 2006–2024. In questo contesto, il Veneto rappresenta un caso di studio particolarmente significativo per l'analisi territoriale, in virtù dell'elevata intensità del fenomeno, dell'introduzione di una normativa regionale specifica per il suo contenimento (L.R. 14/2017) e della disponibilità di dati quantitativi disaggregati su base comunale.
Il capitolo approfondisce infine il quadro normativo regionale e i principali strumenti introdotti per il contenimento del consumo di suolo, con particolare riferimento alle soglie comunali e agli Ambiti di Urbanizzazione Consolidata (AUC), evidenziando il ruolo dei modelli predittivi spaziali come supporto tecnico per l'analisi degli scenari e la valutazione delle politiche di pianificazione territoriale.

3.1 Cenni storici e trasformazioni socio-economiche

Il Veneto presenta una storia stratificata che affonda le proprie radici nell'età del bronzo e che ha conosciuto nel tempo profonde trasformazioni sociali, economiche e territoriali, determinanti per la costruzione della sua identità contemporanea. L'area fu abitata fin dall'età del bronzo da popolazioni di cultura paleoveneta e successivamente divenne parte integrante dell'Impero Romano, inserendosi stabilmente nella rete urbana e infrastrutturale imperiale attraverso centri quali Verona, Padova e Vicenza [64]. Dopo la caduta dell'Impero Romano d'Occidente, il territorio fu interessato da una successione di dominazioni, dalle invasioni barbariche all'inclusione nel Regno dei Franchi e nel Sacro Romano Impero.
Un ruolo centrale nello sviluppo storico e territoriale della regione fu svolto dalla Serenissima Repubblica di Venezia (697–1797), periodo in cui il Veneto raggiunse una posizione di primo piano sul piano politico, commerciale e culturale. Venezia affermò la propria potenza marittima fondando la ricchezza economica sul commercio, sulla cantieristica navale e su un'efficiente amministrazione dei territori di terraferma, lo "Stato da Tera", che comprendeva gran parte del Veneto attuale [65]. La capacità della Serenissima di coniugare una visione centralizzata del potere con una gestione pragmatica e capillare del territorio rappresenta uno degli elementi distintivi della sua esperienza di governo [66].
La caduta della Repubblica di Venezia nel 1797, a seguito delle campagne napoleoniche, segnò l'inizio di una fase di dominazioni straniere, prima francese e poi austriaca, conclusasi con l'annessione al Regno d'Italia nel 1866, dopo la terza guerra d'indipendenza. L'integrazione nel nuovo Stato unitario avvenne in un contesto di forte arretratezza socio-economica: per diversi decenni il Veneto rimase una delle regioni più povere del Paese, caratterizzata da elevati livelli di analfabetismo e da un'economia prevalentemente agricola e mezzadrile [67].
Tra la fine del XIX secolo e la metà del XX secolo, la regione fu interessata da un intenso fenomeno migratorio. Nel periodo compreso tra il 1876 e il 1976 si stima che oltre tre milioni di veneti abbiano lasciato il territorio regionale, dirigendosi prevalentemente verso le Americhe e l'Europa centrale [68]. Questo processo contribuì a ridurre la pressione demografica sulle aree rurali, ma favorì al contempo la diffusione di una cultura del lavoro improntata all'autonomia e alla capacità di adattamento, che avrebbe

inciso profondamente sulle dinamiche di sviluppo successive.
A partire dagli anni Sessanta del Novecento, il Veneto fu coinvolto in un processo di industrializzazione diffusa, sostenuto dalla disponibilità di manodopera, dall'accessibilità infrastrutturale, dalla propensione imprenditoriale locale e dal decentramento produttivo dal Nord-Ovest industriale. Si affermò un modello economico basato su piccole e medie imprese, spesso a conduzione familiare, distribuite in modo capillare sul territorio, in particolare nelle province di Treviso, Vicenza e Padova [69]. Questo assetto produttivo, definito come "capitalismo molecolare", costituì la base del cosiddetto "miracolo economico veneto" degli anni Settanta e Ottanta [70], determinando una rapida transizione da regione agricola a sistema manifatturiero ad alta intensità occupazionale.
Parallelamente allo sviluppo economico, si è consolidato un modello di urbanizzazione diffusa, caratterizzato dalla crescita di centri urbani di media dimensione e dalla proliferazione di insediamenti residenziali e produttivi sparsi lungo le principali direttrici infrastrutturali. In assenza di una forte regia pianificatoria unitaria, tali dinamiche hanno prodotto una configurazione territoriale policentrica e frammentata, con una progressiva conversione di ampie superfici agricole verso usi residenziali, commerciali e industriali.
Attualmente, il Veneto si colloca tra le regioni economicamente più avanzate d'Italia. Secondo i dati ISTAT [71], il PIL pro capite regionale è pari a 40.639 euro, superiore alla media nazionale di 36.077 euro, mentre il PIL complessivo ammonta a 177,2 miliardi di euro, corrispondenti al 9,28% del totale nazionale. Il sistema produttivo regionale è fortemente orientato all'export: nel 2023 le esportazioni hanno raggiunto un valore complessivo di 81,5 miliardi di euro, con una crescita del 7,3% rispetto all'anno precedente [72]. Un ruolo di rilievo è svolto dal settore vitivinicolo, che colloca il Veneto al primo posto in Italia per valore delle esportazioni di vino.
Accanto a questi elementi di forza, la regione è oggi chiamata ad affrontare criticità strutturali rilevanti, tra cui il calo demografico, l'invecchiamento della popolazione, la contrazione della superficie agricola utilizzata e la necessità di contenere il consumo di suolo. Al 31 dicembre 2023, la popolazione residente in Veneto ammonta a 4.852.216 unità, con un'età media pari a 46,9 anni e un indice di vecchiaia del 202,9%, indicativo di un forte squilibrio generazionale [73].
Nel loro insieme, i processi di sviluppo economico e di urbanizzazione diffusa che hanno interessato il Veneto, in particolare nel secondo dopoguerra, hanno contribuito in modo significativo all'aumento del consumo di suolo, rendendo la regione una delle aree italiane maggiormente interessate dal fenomeno, sia in termini assoluti sia percentuali [74].

3.2 Caratteristiche morfologiche e geografiche

La Regione Veneto si estende per una superficie di 18.345 km², pari al 6,1% del territorio nazionale [75], e occupa una posizione strategica nel nord-est dell'Italia, collocandosi tra l'arco alpino e il Mar Adriatico. Confina a nord con l'Austria (Tirolo), a nord-ovest con il Trentino-Alto Adige, a ovest con la Lombardia, a sud con l'Emilia-Romagna e a est con il Friuli-Venezia Giulia, mentre a sud-est si affaccia sul Mar Adriatico con circa 200 km di costa [76]. Dal punto di vista amministrativo, la regione è suddivisa in sette province (Belluno, Padova, Rovigo, Treviso, Venezia, Verona e Vicenza) e comprende 563 comuni, che nel loro insieme delineano una rete insediativa particolarmente fitta e diffusa [75].
Il Veneto è caratterizzato da una morfologia articolata ed eterogenea, comunemente suddivisa in tre grandi fasce altimetriche: montagna (29,1%), collina (14,5%) e pianura (56,4%) [77]. Questa articolazione incide in modo significativo sulle dinamiche insediative, produttive e ambientali, costituendo un elemento strutturale nei processi di pianificazione e gestione del territorio.
Il settore settentrionale della regione è occupato dalle Alpi Sud-Orientali, in particolare dalle Dolomiti bellunesi, dalle Prealpi venete e dalle Alpi carniche. La cima più elevata è la Marmolada, che con i suoi

3.343 metri rappresenta la vetta più alta delle Dolomiti. L'area montana, che copre il 29,1% del territorio regionale, è caratterizzata da ambienti fragili, pendenze accentuate, estese aree carsiche, vallate profondamente incise e un'elevata complessità geologica. La densità abitativa risulta tra le più basse d'Italia, con valori inferiori a 60 ab. /km² [75]. Le principali attività economiche sono legate al turismo montano, alla silvicoltura e a forme di agricoltura marginale, mentre un ruolo centrale è svolto dalla conservazione ambientale, favorita dalla presenza di vaste aree protette, come il Parco Nazionale delle Dolomiti Bellunesi e numerosi SIC e ZPS appartenenti alla rete Natura 2000 [78]. Le dinamiche territoriali di quest'area sono fortemente condizionate da fenomeni di spopolamento, invecchiamento della popolazione e dall'esposizione a rischi naturali quali frane, alluvioni e valanghe [74].

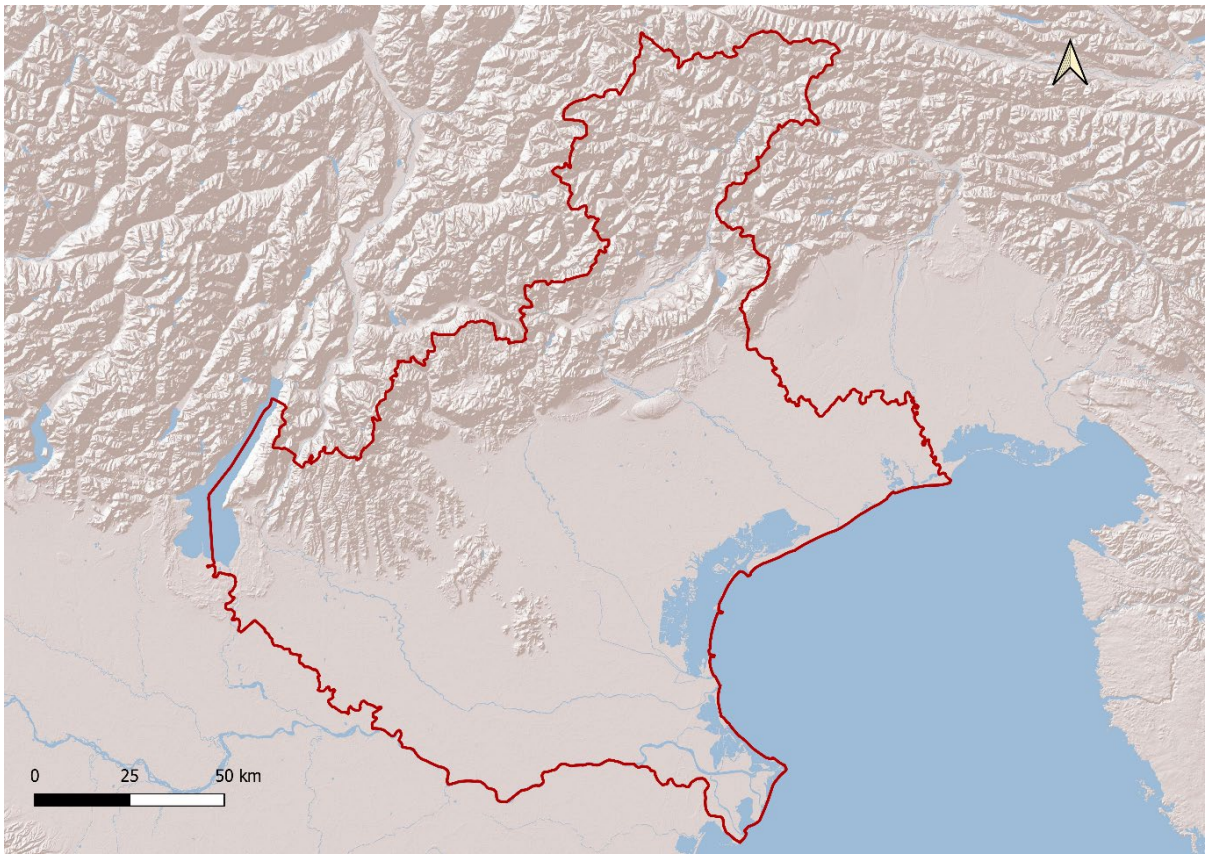


Figura 9 - Inquadramento morfologico della Regione Veneto, con evidenza delle principali fasce altimetriche (montagna, collina e pianura).

La fascia collinare, pari al 14,5% della superficie regionale, si estende tra l'area montana e la pianura ed è costituita da formazioni morfologiche di diversa origine: vulcanica nei Colli Euganei, sedimentaria nei Colli Berici e morenica nella fascia pedemontana compresa tra Treviso e Verona. Le altitudini variano mediamente tra i 100 e i 600 metri s.l.m. Questa zona è storicamente associata a un'agricoltura specializzata di qualità, in particolare alla viticoltura (DOC e DOCG come Soave, Valpolicella e Prosecco), all'olivicoltura e a forme di residenzialità diffusa. I Colli Euganei, tutelati dall'omonimo Parco Regionale, rappresentano un raro esempio di ecosistema vulcanico in ambito padano e sono classificati tra le aree a maggiore fragilità ambientale, a causa della pressione turistica, della frammentazione insediativa e del rischio idrogeologico [79]. La densità insediativa risulta elevata, con una significativa presenza di nuclei abitativi sparsi e borghi storici.
La pianura veneta, che copre il 56,4% del territorio regionale, costituisce una porzione rilevante della Pianura Padano-Veneta e si estende dalla fascia pedemontana fino alla costa adriatica. È attraversata da

un fitto reticolo idrografico, che comprende i fiumi Adige, Brenta, Piave, Livenza, Bacchiglione e Sile. Dal punto di vista geomorfologico, la pianura si distingue in:

- Alta pianura, caratterizzata da elevata permeabilità, suoli ben drenati e vocazione all'agricoltura intensiva, alla meccanizzazione e agli insediamenti produttivi;

- Bassa pianura, soggetta a ristagno idrico e storicamente interessata da interventi di bonifica, in particolare nelle province di Rovigo e Venezia, oggi caratterizzata da colture cerealicole, risaie, orticoltura e allevamenti, ma anche da una marcata vulnerabilità ai fenomeni di subsidenza e inondazione [76].

La pianura ospita oltre il 70% della popolazione regionale e la quasi totalità delle principali infrastrutture stradali, ferroviarie e industriali. Il modello insediativo prevalente è quello dell'urbanizzazione diffusa, caratterizzata da uno sviluppo esteso e discontinuo, spesso privo di soluzioni di continuità tra ambiti urbani, produttivi e agricoli. Tale configurazione genera criticità rilevanti in termini di consumo di suolo, impermeabilizzazione, frammentazione ecologica e progressiva riduzione dei servizi ecosistemici [80], ponendo sfide significative alla pianificazione territoriale.
La complessità strutturale del territorio e l'articolazione morfologica del Veneto determinano una marcata polarizzazione nord-sud:

- nelle aree montane e pedemontane prevalgono dinamiche di marginalità fisica, isolamento, vulnerabilità demografica e dissesto idrogeologico;

- nelle aree centrali e meridionali si concentrano invece elevate pressioni antropiche, processi di espansione insediativa, infrastrutturazione diffusa e rischio idraulico.

Nel complesso, le caratteristiche fisiche del territorio veneto, in particolare l'estensione e la permeabilità della pianura, unite all'elevata densità insediativa e alla frammentazione del paesaggio, hanno favorito un uso intensivo e spesso poco controllato del suolo, con effetti diretti sul suo progressivo consumo e sulla qualità ecosistemica.

3.3 Il consumo di suolo in Veneto: dinamiche, criticità e indirizzi normativi

Il consumo di suolo rappresenta una delle principali criticità ambientali e territoriali della Regione Veneto. Il territorio regionale, storicamente caratterizzato da un modello insediativo diffuso e policentrico, ha conosciuto nel corso degli ultimi decenni un'intensa espansione urbana, strettamente connessa alle dinamiche economiche, produttive e infrastrutturali. Tali processi si manifestano con particolare evidenza nelle aree di pianura, dove si concentra la maggior parte della popolazione e delle attività economiche, determinando una pressione antropica elevata e persistente sul suolo.
I dati più recenti pubblicati da ISPRA [74] mostrano come il Veneto si collochi al secondo posto a livello nazionale per incidenza di superfici artificializzate, con una percentuale di suolo consumato pari all'11,86% della superficie regionale, immediatamente dopo la Lombardia (12,22%) e prima di regioni come la Campania (10,61%) (*figura 10*). Tale valore assume particolare rilevanza se confrontato con la media europea, pari al 4,4%, evidenziando una condizione di forte pressione antropica sul territorio regionale. A livello nazionale, inoltre, il Veneto rientra nel gruppo delle 15 regioni italiane in cui oltre

il 5% del territorio risulta già consumato, confermandosi tra i contesti più critici in termini di trasformazione del suolo.

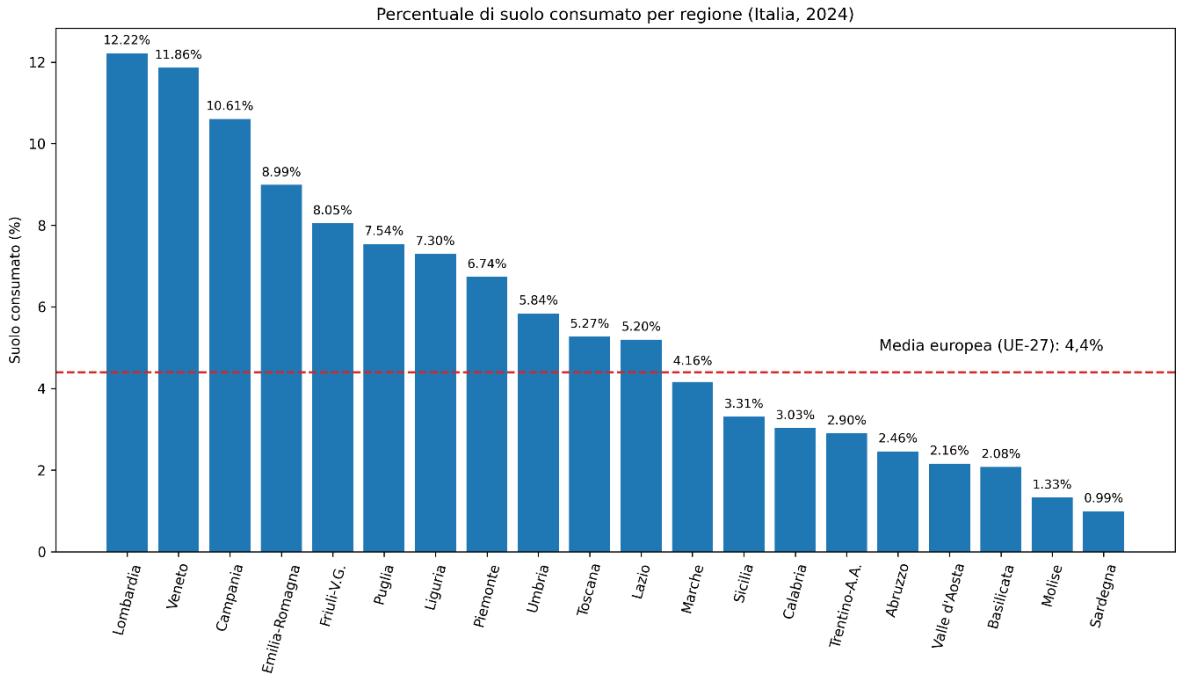


Figura 10 - Percentuale di suolo consumato per regione in Italia (2024). Fonte ISPRA, Consumo di suol, dinamiche territoriali e servizi ecosistemici - Edizione 2025.

Altrettanto rilevante ai fini dell'analisi territoriale è l'evoluzione del consumo di suolo osservata nel medio-lungo periodo. Come evidenziato dalla *Figura 10*, che mette a confronto la percentuale di suolo consumato a livello regionale nel 2006 e nel 2024, tutte le regioni italiane registrano un incremento delle superfici artificializzate, seppur con entità differenti. Il confronto tra i due istanti temporali non evidenzia, in nessun caso, processi di riduzione o stabilizzazione del consumo di suolo, delineando una tendenza complessiva di crescita cumulativa a scala nazionale.

In questo quadro, oltre al Veneto, si distinguono regioni come la Lombardia e la Campania, che mostrano incrementi assoluti e livelli finali di consumo di suolo particolarmente elevati, confermando come il fenomeno assuma carattere strutturale soprattutto nei contesti caratterizzati da forte pressione insediativa e infrastrutturale. Il Veneto si inserisce pienamente in questo gruppo di regioni, evidenziando una dinamica di trasformazione territoriale coerente con il proprio modello insediativo diffuso e con l'intensità delle funzioni economiche e produttive presenti sul territorio.

L'incremento cumulato osservato tra il 2006 e il 2024 restituisce pertanto un quadro chiaro delle trasformazioni territoriali in atto e dei loro effetti progressivi e duraturi, mettendo in luce la difficoltà di incidere in modo strutturale sulle dinamiche di urbanizzazione consolidate. La persistenza di tali tendenze ha reso evidente la necessità di strumenti di governo capaci di intervenire in modo diretto sulla quantità di suolo trasformabile. In questo contesto si colloca la scelta della Regione Veneto di dotarsi di una normativa specifica per il contenimento del consumo di suolo. La Legge Regionale 14/2017 rappresenta pertanto una risposta strutturata a un fenomeno di medio-lungo periodo, orientata a governare le dinamiche di urbanizzazione e a indirizzare la pianificazione comunale verso obiettivi di controllo e riduzione del consumo di suolo non ancora urbanizzato.

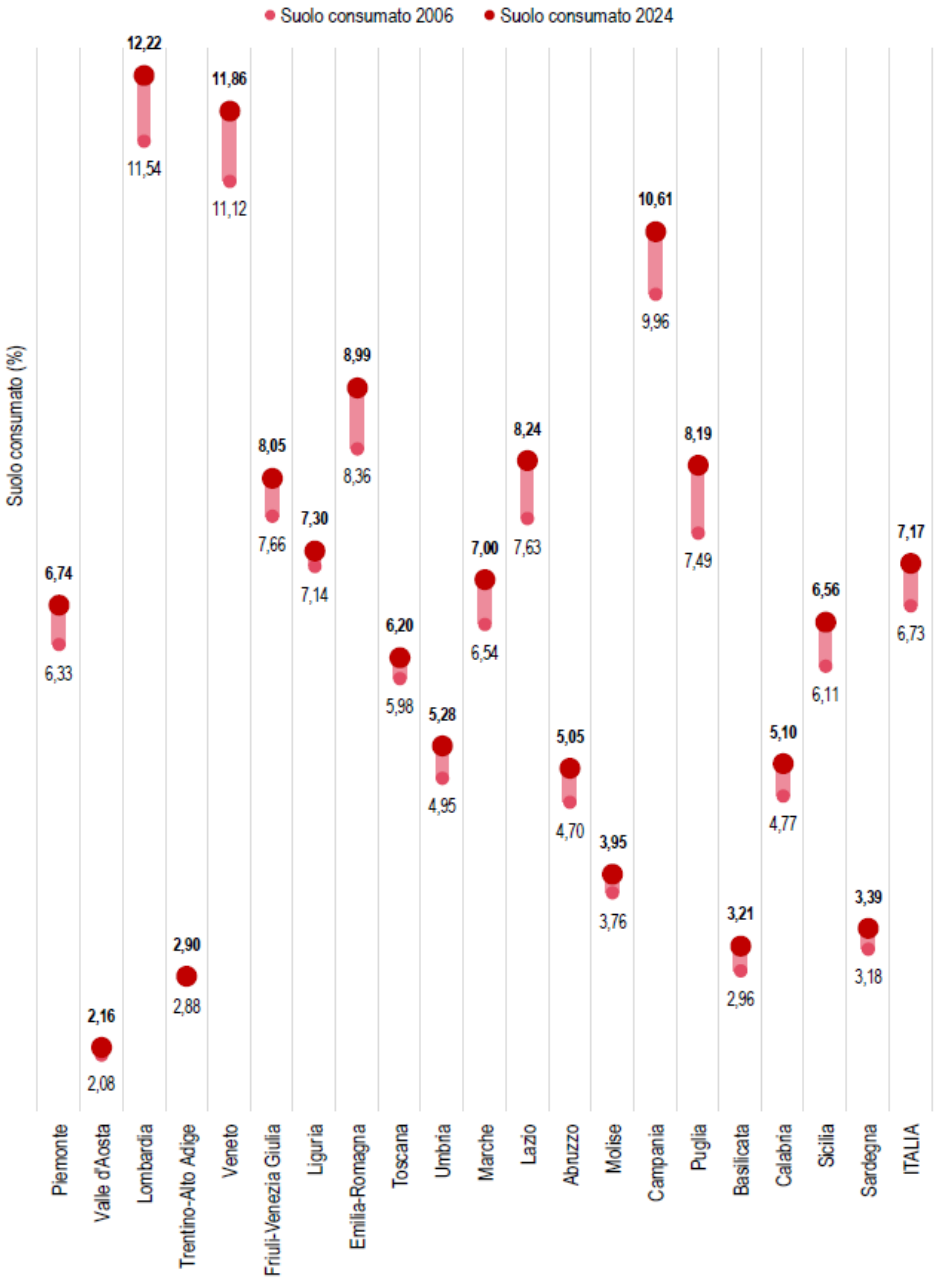


Figura 11 - Percentuale di suolo consumato al 2006 e al 2024 a livello regionale. Fonte: ISPRA, Consumo di suolo, dinamiche territoriali e servizi ecosistemici.

3.4 La Legge Regionale 14/2017 e il contenimento del consumo di suolo

Con la Legge Regionale 6 giugno 2017, n. 14, la Regione Veneto ha introdotto un quadro normativo finalizzato al contenimento del consumo di suolo e alla promozione della rigenerazione urbana, anticipando in parte le linee guida delle politiche europee per la tutela del suolo. La norma, adottata in un contesto nazionale ancora privo di una legge quadro sul tema, assume un valore strategico per la pianificazione territoriale regionale. L'obiettivo dichiarato è il raggiungimento del consumo di suolo netto pari a zero entro il 2050, in linea con la Soil Thematic Strategy dell'Unione Europea [76].

Il testo normativo fornisce una definizione ampia e funzionale del consumo di suolo, inteso come "la

trasformazione di superfici agricole, naturali o seminaturali in aree urbanizzate attraverso processi irreversibili di impermeabilizzazione o artificializzazione del suolo". Questa impostazione, distante da una concezione puramente edilizia o catastale [77], evidenzia la natura multifunzionale e finita del suolo come risorsa.
La L.R. 14/2017 nasce da un percorso partecipativo condotto tra il 2016 e il 2017, promosso dalla Regione Veneto e aperto a cittadini, enti locali, associazioni e professionisti, che ha portato all'elaborazione condivisa del disegno di legge. Tale processo è stato accompagnato da approfondimenti tecnici e consultazioni pubbliche, come evidenziato nel documento "Dati informativi sulla Legge 14/2017" pubblicato dalla Regione. Uno degli elementi chiave della legge è l'introduzione di un limite massimo regionale di suolo consumabile, da non superare fino all'approvazione dei nuovi strumenti urbanistici comunali. Questo limite è stato fissato in 2.190 ettari complessivi e successivamente ripartito tra i 563 comuni veneti mediante la Deliberazione della Giunta Regionale n. 668/2018, secondo un approccio multi-criterio basato su fabbisogno demografico, disponibilità territoriale, vincoli ambientali e caratteristiche infrastrutturali [78].
I criteri impiegati nella DGR 668/2018 includono:

- il fabbisogno demografico e abitativo, desunto da trend e proiezioni comunali;
- la disponibilità di suolo sulla base dei contenuti dei PAT e PI vigenti (Comune di Padova, 2020; Halley's SAC, 2019);
- la presenza di vincoli ambientali e paesaggistici (SIC, ZPS, aree a rischio idraulico);
- la densità urbanistica, l'accessibilità e la capacità di accoglienza degli insediamenti esistenti.

Tale metodologia è stata applicata in modo uniforme a tutti i comuni veneti attraverso un processo di raccolta e validazione dei dati, che ha coinvolto direttamente le amministrazioni comunali. Ogni comune ha infatti compilato una "scheda comunale" predisposta dalla Regione, contenente indicatori di capacità insediativa, previsioni urbanistiche e ambiti già impegnati.
L'attribuzione delle soglie comunali si basa quindi su dati concreti tratti dalla pianificazione urbanistica vigente. I Comuni hanno fornito alla Regione apposite schede informative con stime di superficie urbanizzabile e indicatori strutturali [74,77]. Inoltre, attraverso l'analisi delle previsioni dei PAT e PI, la Regione ha verificato la perimetrazione degli Ambiti di Urbanizzazione Consolidata (AUC) e le quantità di suolo consumabile già autorizzate (Comune di Meduna di Livenza, 2020; Veneto 2050, 2020). Questo processo ha permesso di definire limiti coerenti con i dati di realtà, favorendo l'integrazione tra pianificazione vigente e vincoli normativi e offrendo una base affidabile per l'analisi predittiva su scala comunale.
Nel documento informativo regionale, vengono anche evidenziate le fonti di dati territoriali utilizzate a supporto della legge, tra cui: dataset ISPRA sul consumo di suolo, carta dell'uso del suolo CORINE, cartografia dei vincoli ambientali e strumenti urbanistici comunali digitalizzati.
La legge introduce anche il concetto di Ambiti di Urbanizzazione Consolidata (AUC), ovvero porzioni di territorio già infrastrutturate, all'interno delle quali è possibile intervenire con operazioni di densificazione, riuso, rigenerazione e sostituzione edilizia, senza incidere sul computo del suolo consumato. Questa distinzione consente di promuovere la riqualificazione dell'esistente come alternativa prioritaria all'espansione urbana, in linea con i principi della sostenibilità e della resilienza ambientale.
Il monitoraggio del consumo di suolo è affidato alla Regione Veneto, in collaborazione con ARPAV e ISPRA. I dati aggiornati sono pubblicati annualmente attraverso indicatori e cartografie ad alta

risoluzione. Secondo ARPAV [79], nel periodo compreso tra il 2018 e il 2023 si è registrato un incremento di oltre 4.500 ettari di suolo urbanizzato, con una media annua di circa 891 ettari, evidenziando come l'entrata in vigore della L.R. 14/2017 non abbia ancora determinato un'inversione significativa del trend.

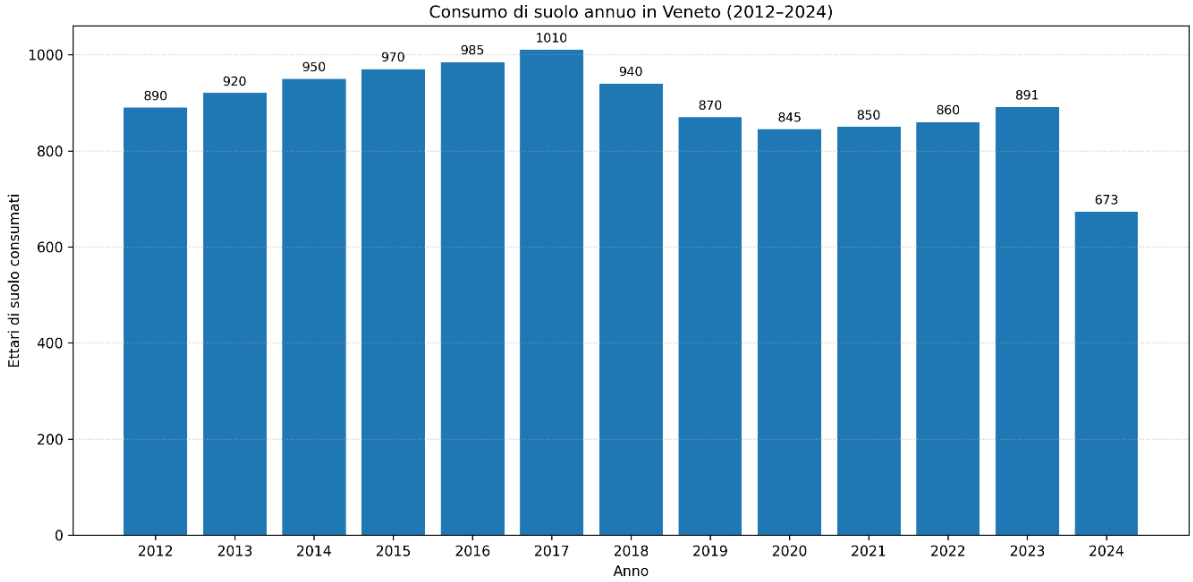


Figura 12 - Consumo di suolo annuo in veneto (2012-2024 - Fonte ISPRA. Consumo di suolo, dinamiche terrioriali e servizi ecosistemici.

I dati più recenti riportati da ISPRA [74] confermano la persistenza della dinamica di consumo anche nell'ultimo anno disponibile: nel periodo 2023–2024, il suolo consumato in Veneto è aumentato di ulteriori 673 ettari (*figura 12*), un valore inferiore rispetto agli anni immediatamente precedenti, ma comunque indicativo della prosecuzione dei processi di artificializzazione del territorio regionale.
L'attuazione della L.R. 14/2017 è avvenuta principalmente mediante l'adeguamento degli strumenti urbanistici comunali, in particolare mediante varianti ai Piani di Assetto del Territorio (PAT) e ai Piani degli Interventi (PI). I comuni sono stati chiamati a recepire le soglie di suolo consumabile assegnate dalla Regione e a riorganizzare le proprie previsioni urbanistiche in modo coerente con i nuovi limiti stabiliti a livello regionale [74,77].
In molti casi ciò ha comportato una revisione delle previsioni edificatorie precedentemente contenute nei piani vigenti, con la riduzione o la riclassificazione di alcune aree di espansione previste dagli strumenti urbanistici precedenti, al fine di garantire la coerenza tra pianificazione comunale e limiti quantitativi stabiliti dalla normativa regionale [74]. Parallelamente, l'introduzione degli Ambiti di Urbanizzazione Consolidata (AUC) ha orientato le politiche locali verso interventi di densificazione, riqualificazione e riuso del patrimonio edilizio esistente, incentivando la concentrazione delle trasformazioni all'interno delle aree già urbanizzate. Questo approccio ha favorito, almeno nelle intenzioni normative, una progressiva riorganizzazione del tessuto insediativo esistente e una maggiore attenzione alla rigenerazione urbana rispetto alle tradizionali dinamiche di espansione periferica.
Tuttavia, i primi anni di applicazione della legge mostrano risultati ancora parziali. In diversi contesti comunali le varianti urbanistiche adottate hanno consentito di adeguare formalmente gli strumenti di pianificazione ai limiti regionali, ma non sempre hanno prodotto una riduzione significativa delle dinamiche di consumo di suolo, come evidenziato dai dati di monitoraggio regionale e dalle analisi sul consumo di suolo pubblicate dall'ARPAV [79]. Nonostante queste difficoltà, il nuovo quadro normativo ha comunque introdotto un sistema di vincoli quantitativi e di criteri di pianificazione che ha contribuito a orientare le politiche locali verso una maggiore attenzione al contenimento dell'espansione urbana e

alla valorizzazione delle aree già urbanizzate [74]. Nonostante i tentativi di adeguamento degli strumenti urbanistici comunali e l'introduzione di meccanismi di controllo quantitativo del consumo di suolo, l'applicazione della legge ha evidenziato alcune criticità operative. Diverse criticità sono state evidenziate in letteratura [74], tra cui:

- applicazione disomogenea tra comuni;
- percezione delle soglie come arbitrarie;
- difficoltà di coordinamento tra livelli di governo;
- assenza di incentivi per la de-impermeabilizzazione.

Nonostante queste criticità, la L.R. 14/2017 rappresenta un avanzamento significativo nella definizione di strumenti normativi per il contenimento del consumo di suolo.
In questo contesto, i modelli predittivi spaziali costituiscono un supporto fondamentale per simulare scenari alternativi, valutare l'impatto potenziale delle soglie comunali, analizzare la distribuzione spaziale degli AUC e orientare le scelte pianificatorie sulla base di dati oggettivi. Tali strumenti possono contribuire:

- alla valutazione della coerenza tra fabbisogni insediativi e suolo disponibile;
- all'identificazione delle aree a maggiore vulnerabilità;
- all'ottimizzazione tra densità insediativa, accessibilità e uso sostenibile del suolo [76]

3.3.1 Gli Ambiti di Urbanizzazione Consolidata (AUC)

All'interno del quadro delineato dalla Legge Regionale del Veneto n. 14/2017, un ruolo centrale è rivestito dagli Ambiti di Urbanizzazione Consolidata (AUC), introdotti come strumento operativo per distinguere, all'interno del territorio comunale, le aree già urbanizzate da quelle suscettibili di nuova trasformazione. Gli AUC sono aree non considerate come "consumo di suolo", e rappresentano quindi un perimetro di azione entro cui è possibile intervenire urbanisticamente senza incidere sul limite regionale del suolo consumabile costituendo uno degli elementi qualificanti dell'impianto normativo regionale [75].
La L.R. 14/2017 definisce gli AUC come "le aree del territorio comunale già dotate di urbanizzazione primaria e secondaria, consolidate dal punto di vista edilizio e funzionale, in cui sono presenti attività insediate o insediabili secondo gli strumenti urbanistici vigenti e le previsioni della pianificazione comunale" (art. 2, comma 1, lettera b). La loro principale funzione è duplice: da un lato escludere le trasformazioni interne a tali ambiti dal calcolo del consumo di suolo, dall'altro favorire interventi di rigenerazione urbana, riuso e densificazione, in linea con i principi di sostenibilità ambientale e di limitazione dell'espansione insediativa ampiamente discussi in letteratura sul consumo di suolo e sul governo delle trasformazioni urbane [77].
La Deliberazione della Giunta Regionale del Veneto n. 668/2018, che dà attuazione alla legge, ha definito le modalità e i criteri per la delimitazione degli AUC da parte dei Comuni [78]. Tali criteri sono vincolanti e devono essere applicati nella redazione o nell'adeguamento degli strumenti urbanistici generali (PAT e PI).
In particolare, un'area può essere riconosciuta come AUC se rispetta contemporaneamente:

- la presenza di urbanizzazioni primarie e secondarie esistenti e funzionanti;

- una continuità del tessuto edilizio o funzionale (residenziale, produttivo, misto), evitando l'inclusione di lotti isolati o disomogenei;

- l'effettiva edificazione o la previsione di edificazione già autorizzata e coerente con le destinazioni d'uso previste dai piani vigenti;

- l'assenza di vincoli ambientali o paesaggistici non compatibili con la trasformazione urbana.

È esclusa dalla definizione di AUC qualsiasi area agricola, naturale o seminaturale, anche se parzialmente urbanizzata o di completamento, che non rispetti tali requisiti.
Secondo la Regione, l'introduzione degli AUC mira a promuovere uno sviluppo urbano sostenibile e compatto, incoraggiando il riutilizzo dell'esistente e contrastando la dispersione edilizia. L'approccio proposto è coerente con i principi di rigenerazione urbana, risparmio di suolo e valorizzazione dei servizi ecosistemici. I comuni veneti sono tenuti a delimitare cartograficamente gli AUC nei propri strumenti urbanistici, utilizzando dati aggiornati e criteri oggettivi, secondo quanto indicato nelle linee guida della Regione. La delimitazione ha valore vincolante ed è soggetta a controllo regionale. Nell'ambito del monitoraggio regionale, è stato creato un geoportale ad accesso pubblico che raccoglie gli elaborati comunali sugli AUC, i dati di consumo di suolo e gli strumenti urbanistici aggiornati, permettendo trasparenza e confrontabilità tra territori [74,79].
La corretta definizione degli AUC consente di:

- individuare con precisione il perimetro entro cui attuare politiche di rigenerazione urbana;

- ridurre l'ambito del suolo consumabile, concentrando lo sviluppo all'interno delle aree già infrastrutturate;

- facilitare l'adozione di modelli urbanistici sostenibili, basati sulla compattezza insediativa, la riduzione della frammentazione e il miglioramento dell'efficienza infrastrutturale.

Nel contesto dell'analisi del consumo di suolo, gli AUC costituiscono un riferimento fondamentale. Essi rappresentano l'area urbana riconosciuta come consolidata e non soggetta a ulteriori penalizzazioni in termini di bilancio di suolo. Questo aspetto è essenziale per:

- distinguere tra trasformazioni interne ammesse e nuove espansioni da contenere;

- costruire scenari modellistici coerenti con la normativa vigente;

- parametrizzare il comportamento dei modelli predittivi rispetto alla pianificazione attuabile.

Capitolo 4 - Materiali e metodi

Abstract Capitolo

L'analisi e la previsione del consumo di suolo sono affrontate mediante un impianto metodologico strutturato e progressivo, basato sulla selezione adattiva dell'area di studio e sull'integrazione di modelli quantitativi. La definizione dell'ambito territoriale è stata condotta attraverso una fase preliminare di analisi a scala provinciale, fondata sull'integrazione dei dati ISPRA sul consumo di suolo e sull'indice di Moran, finalizzata all'individuazione di contesti caratterizzati da dinamiche significative e rappresentative dei processi di urbanizzazione diffusa.
Sulla base degli esiti di tale analisi, l'area di studio è stata progressivamente circoscritta a un ambito urbano coerente e funzionalmente integrato, individuato nel Comune di Padova e nei comuni confinanti, al fine di garantire sostenibilità computazionale, coerenza spaziale e adeguatezza rispetto agli obiettivi della modellazione.
La costruzione del dataset si fonda su un impianto informativo unitario, derivato da dati ufficiali ISPRA e ISTAT e integrato mediante una griglia regolare di celle 500 × 500 m. Le variabili considerate includono la superficie impermeabilizzata, la popolazione e un insieme di vincoli territoriali e ambientali, opportunamente codificati e armonizzati in una struttura dei dati coerente dal punto di vista spaziale e temporale.
La previsione del consumo di suolo è stata affrontata mediante un approccio comparativo che integra modelli quantitativi di natura diversa. In particolare, sono stati adottati modelli di regressione supervisionata basati su Machine Learning (Least Squares, Regression Tree, Random Forest e Neural Network) e un modello autoregressivo con input esogeni (ARX), formulati in modo esplicito e applicati a partire dalla stessa base informativa. I modelli sono stati calibrati utilizzando il periodo 2015–2021 e validati sugli anni 2022–2023, considerando orizzonti previsionali di 5 e 10 anni.
L'impostazione metodologica consente di valutare in modo sistematico la capacità dei diversi approcci di riprodurre le dinamiche temporali e spaziali del consumo di suolo, mantenendo la coerenza tra il processo di selezione dell'area, la struttura dei dati e la formulazione dei modelli predittivi.

4.1 Selezione dell'area di studio e criteri di analisi spaziale

La selezione dell'area di studio ha rappresentato una fase metodologica centrale per l'impostazione dell'analisi modellistica, in quanto strettamente connessa agli obiettivi della ricerca, alla scala di indagine e alla struttura dei dati disponibili. In considerazione del tema di ricerca, focalizzato sull'analisi del consumo di suolo e delle sue dinamiche spaziali e temporali, è risultato fondamentale individuare contesti territoriali caratterizzati da trasformazioni significative, persistenti e supportate da un quadro informativo e normativo adeguato alla sperimentazione modellistica.
In una fase preliminare, l'analisi è stata condotta a scala provinciale sull'intero territorio nazionale. La scelta della scala provinciale, in luogo di quella regionale, è stata adottata per ridurre la complessità computazionale associata all'elaborazione di dati raster ad alta risoluzione e per rendere più efficiente la gestione delle fasi di test e calibrazione dei modelli. Tale impostazione ha consentito di operare su unità territoriali sufficientemente estese da intercettare dinamiche strutturali del consumo di suolo, ma al contempo più controllabili rispetto alla scala regionale, soprattutto in una fase esplorativa della modellazione.
Le elaborazioni sono state condotte a partire dai dati raster sul consumo di suolo prodotti da ISPRA nell'ambito del Sistema Nazionale per la Protezione dell'Ambiente (SNPA), con risoluzione spaziale di 10 m, relativi agli anni 2006, 2012 e al periodo 2015–2022. Il consumo di suolo è stato analizzato

considerando le classi riportate nella *Tabella 4*, che comprendono sia il suolo consumato permanente sia quello reversibile, con particolare riferimento alle categorie direttamente riconducibili ai processi di urbanizzazione e impermeabilizzazione.

Tabella 4 - Classi di consumo di suolo utilizzate nelle elaborazioni.

Codice	**Descrizione**
1	Suolo Consumato
11	Suolo Consumato Permanente
12	Suolo Consumato Reversibile
111	Edifici, fabbricati, capannoni
114	Aeroporti
115	Porti
116	Altre aree impermeabili/pavimentate non edificate
117	Serre permanenti pavimentate
118	Discariche
125	Campi fotovoltaici a terra

L'analisi preliminare dei dati ISPRA ha consentito di individuare, a scala nazionale, province caratterizzate da valori elevati di consumo di suolo e da incrementi significativi nel periodo considerato. Tuttavia, l'entità del consumo di suolo non è stata ritenuta un criterio sufficiente per la selezione dell'area di studio, rendendo necessario integrare un'analisi della configurazione spaziale del fenomeno, al fine di distinguere tra contesti caratterizzati da pattern insediativi aggregati e contesti contraddistinti da una crescita diffusa e frammentata.
A tal fine, è stato adottato l'indice di Moran, misura statistica dell'autocorrelazione spaziale ampiamente utilizzata nelle analisi territoriali e ambientali per valutare il grado di similarità tra valori di una variabile in unità spaziali contigue [80,81]. L'indice di Moran consente di individuare la presenza di pattern spaziali aggregati, distribuzioni casuali o configurazioni disperse, fornendo una misura sintetica del livello di organizzazione spaziale del fenomeno analizzato.
L'indice di Moran globale assume valori compresi tra –1 e +1, dove valori positivi indicano autocorrelazione spaziale positiva (clusterizzazione), valori prossimi allo zero suggeriscono una distribuzione casuale e valori negativi indicano autocorrelazione spaziale negativa. In questa ricerca, l'indice di Moran globale è stato utilizzato come strumento di supporto alla selezione preliminare dell'area di studio, senza finalità di individuazione puntuale dei cluster, ma con l'obiettivo di confrontare in modo omogeneo le dinamiche spaziali del consumo di suolo tra le province italiane.
Il calcolo dell'indice è stato effettuato secondo la formulazione classica:

$$M = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij}(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_i \sum_j w_{ij}} \Big/ \sum (x_i - \bar{x})^2$$

Dove n rappresenta il numero delle unità spaziali considerate, w_{ij} i pesi spaziali tra le unità i e j, x_i il valore della variabile associata all'unità i, $\bar{x}$ la media della variabile e W la somma complessiva dei pesi.

Le elaborazioni sono state condotte utilizzando il software SAGA-GIS (versione 7.8.2), mediante il modulo *Global Moran's I for Grids*, adottando una matrice di contiguità spaziale di tipo *Queen*, che considera come contigue anche le celle adiacenti lungo le diagonali (Lloyd, 2010). L'indice è stato calcolato per ciascuna provincia italiana, consentendo di confrontare l'evoluzione dell'autocorrelazione spaziale del consumo di suolo nel periodo 2006–2022. Sulla base dell'analisi congiunta dell'entità del consumo di suolo e della configurazione spaziale del fenomeno, la Regione Veneto è emersa come un contesto di particolare interesse per la sperimentazione modellistica.
Il Veneto presenta infatti una delle più elevate percentuali di suolo consumato a livello nazionale e una dinamica di trasformazione territoriale persistente nel tempo, associata a un sistema insediativo policentrico e fortemente frammentato, che costituisce un banco di prova significativo per l'analisi dei processi di urbanizzazione diffusa. L'analisi comparativa a scala provinciale evidenzia come, all'interno del contesto nazionale, la Provincia di Padova si collochi tra le province con i più elevati valori assoluti di suolo consumato *(Tab. 5)*, confermando la rilevanza quantitativa del fenomeno nel periodo considerato.

Tabella 5 - Variazione del consumo di suolo a scala provinciale (2006–2022) - Fonte elaborazione su dati ISPRA.

Provincia	Suolo consumato 2006 (ha)	Suolo consumato 2022 (ha)	Δ Consumo di suolo (ha)	Ranking
Roma	66.038	70.372	4.334	1
Lecce	36.272	39.627	3.355	2
Bari	34.109	37.180	3.071	3
Brescia	47.155	50.142	2.987	4
Foggia	25.186	28.037	2.851	5
Torino	55.746	58.483	2.737	6
…	…	…	…	…
Padova	**37.919**	**40.055**	**2.136**	**12**
…	…	…	…	…
Trieste	4.315	4.380	65	107

Parallelamente, la variazione dell'indice di Moran osservata tra il 2006 e il 2022 (*Tabella 6*) assume valori intermedi rispetto alla distribuzione complessiva delle province italiane, indicando una configurazione spaziale caratterizzata da una crescita strutturata e progressiva, priva di dinamiche estreme di polarizzazione o dispersione.

Tabella 6 - Variazione dell'indice di Moran del consumo di suolo (2006–2022) per alcune province italiane

Provincia	Moran 2006	Moran 2022	Δ Moran (%)	Ranking
Brindisi	0,599	0,64	6,79	1
Matera	0,568	0,606	6,77	2
Foggia	0,614	0,648	5,39	3
…	…	…	…	…
Padova	**0,67**	**0,678**	**1,29**	**56**
Lucca	0,642	0,639	−0,55	106
Massa Carrara	0,689	0,64	−7,10	107

La combinazione di un'elevata incidenza del consumo di suolo e di una variazione moderata dell'autocorrelazione spaziale *(Tabella 6)* configura pertanto un contesto metodologicamente idoneo alla sperimentazione dei modelli predittivi, in quanto consente di valutare la capacità degli approcci adottati di riprodurre dinamiche complesse ma rappresentative dei processi reali di trasformazione territoriale, evitando condizioni limite che potrebbero compromettere la generalizzabilità dei risultati.
La scelta del contesto veneto, e in particolare della Provincia di Padova, risulta inoltre metodologicamente rilevante in relazione al quadro normativo regionale. Il Veneto rappresenta infatti uno dei pochi casi a livello nazionale dotati di una legge regionale specifica sul contenimento del consumo di suolo (L.R. 14/2017), che introduce obiettivi quantitativi espliciti e soglie massime di consumo definite per ciascun comune. La disponibilità di tali valori di riferimento rende il contesto particolarmente idoneo al confronto con gli output dei modelli predittivi, consentendo una valutazione quantitativa della coerenza tra le simulazioni modellistiche e gli obiettivi di pianificazione territoriale.
All'interno del contesto regionale, la Provincia di Padova è stata individuata come area di studio in quanto caratterizzata da dinamiche di crescita prevalentemente incrementali, da un'elevata frammentazione insediativa e da pattern spaziali del consumo di suolo coerenti con gli obiettivi della ricerca. La disponibilità di dati disaggregati su base comunale e la centralità del Comune di Padova nel sistema urbano provinciale hanno ulteriormente rafforzato l'idoneità di tale ambito territoriale per l'applicazione e il confronto dei modelli predittivi.
In una fase operativa successiva, l'area di analisi è stata ulteriormente circoscritta a un sottoinsieme di comuni contigui al Comune di Padova. Tale delimitazione è stata adottata con finalità metodologiche ed esplorative, al fine di valutare preliminarmente la stabilità, la sostenibilità computazionale e la sensibilità dei modelli predittivi in un contesto urbano denso e funzionalmente integrato. La selezione di comuni confinanti consente inoltre di preservare la coerenza spaziale dell'area di studio, mantenendo le relazioni di prossimità e i gradienti insediativi tipici del sistema urbano padovano.

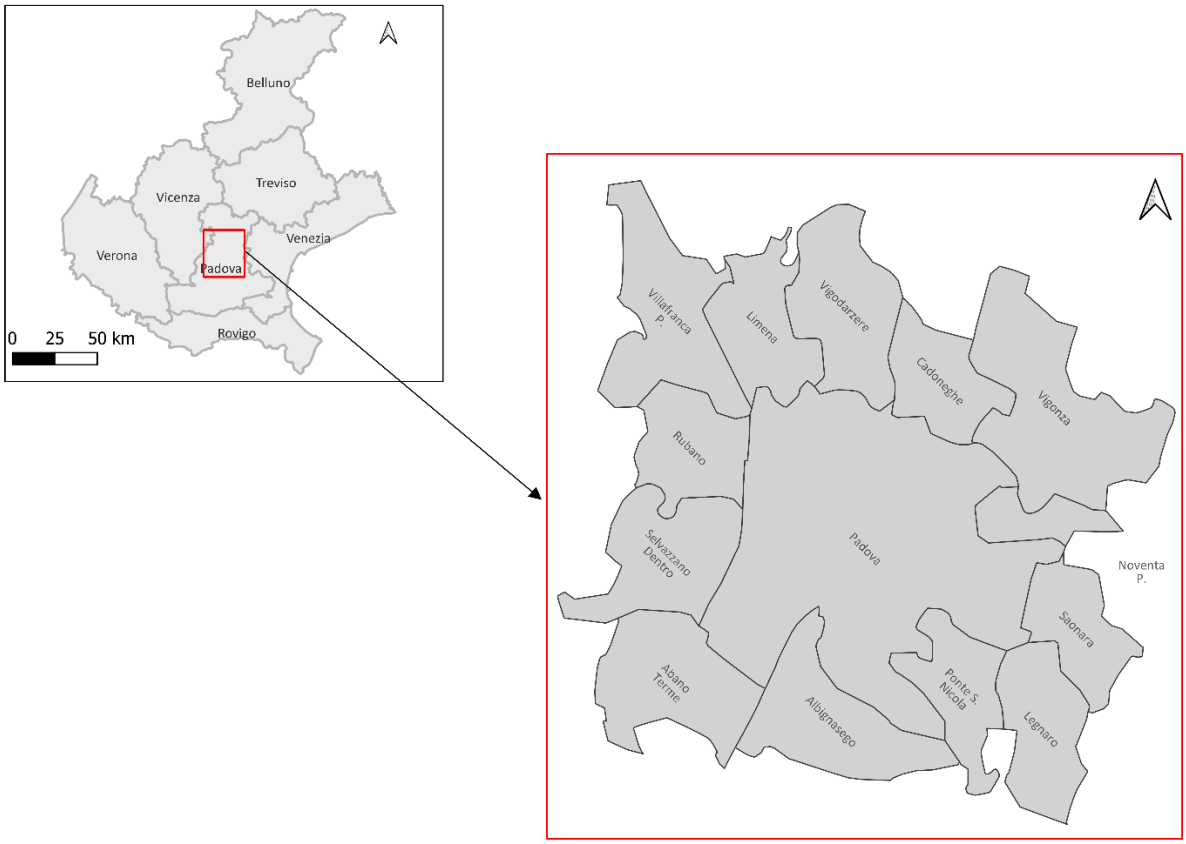


Figura 13 - Localizzazione dell'area di studio nella Regione Veneto. A sinistra è riportato l'inquadramento regionale, mentre a destra è mostrato il dettaglio del Comune di Padova e dei comuni confinanti che definiscono l'area di studio.

I comuni oggetto di analisi, che definiscono l'area di studio definitiva della ricerca *(Figura 13)*, sono i seguenti:

1. Abano Terme
2. Albignasego
3. Cadoneghe
4. Legnaro
5. Limena
6. Noventa Padovana
7. Padova
8. Ponte San Nicolò
9. Rubano
10. Saonara
11. Selvazzano Dentro
12. Vigodarzere
13. Vigonza
14. Villafranca Padovana

Questo approccio incrementale ha permesso di testare le prestazioni dei modelli su un dominio territoriale controllato, riducendo il rischio di inefficienze computazionali e garantendo la coerenza tra la scala di analisi, la struttura dei dati e gli obiettivi della ricerca.

4.2 Analisi della letteratura sui modelli predittivi per la simulazione dell'espansione urbana

L'analisi della letteratura è stata condotta attraverso una consultazione sistematica delle principali banche dati scientifiche internazionali, tra cui Scopus, Web of Science e Google Scholar, integrate dalla consultazione di articoli citati nelle principali review scientifiche sul tema della modellazione territoriale. La ricerca bibliografica è stata effettuata utilizzando combinazioni di parole chiave quali urban growth modelling, land use change modelling, urban expansion simulation, cellular automata urban model, CLUE model, SLEUTH model e land consumption modelling. L'arco temporale considerato ha privilegiato la letteratura pubblicata tra gli anni 2000 e il 2024, periodo caratterizzato da un forte sviluppo degli approcci di modellazione spaziale e dei modelli predittivi applicati alla simulazione dei cambiamenti di uso del suolo. Tuttavia, sono stati inclusi anche alcuni contributi precedenti, considerati fondamentali per la definizione teorica dei principali modelli, come quelli relativi agli studi originari sui modelli cellular automata e sui modelli di simulazione dell'uso del suolo. La selezione delle fonti è stata effettuata sulla base di alcuni criteri principali:

(i) rilevanza rispetto al tema della simulazione dell'espansione urbana e del consumo di suolo;

(ii) presenza di applicazioni empiriche o sviluppi metodologici relativi a modelli predittivi territoriali;

(iii) diffusione e citazione degli articoli nella letteratura scientifica internazionale;

(iv) disponibilità di informazioni metodologiche sufficienti per comprendere struttura, requisiti di input e modalità di applicazione dei modelli analizzati.

La prima fase del lavoro di ricerca, sviluppata nel corso del primo anno di dottorato, è stata dedicata a una ricognizione sistematica della letteratura scientifica relativa ai modelli utilizzati per la previsione dell'urbanizzazione e del consumo di suolo. L'obiettivo di questa fase è stato quello di costruire un quadro conoscitivo solido e strutturato sui principali approcci modellistici adottati in ambito territoriale, con particolare attenzione alle caratteristiche metodologiche, ai requisiti di input, alle scale di applicazione e alle potenzialità operative dei diversi modelli.
L'analisi ha incluso sia i modelli tradizionalmente impiegati nella pianificazione territoriale e nella simulazione dell'espansione urbana, sia modelli sviluppati e applicati in ambiti disciplinari affini (economia territoriale, ingegneria dei sistemi, scienze ambientali), ma meno diffusi o ancora poco sperimentati nel contesto della pianificazione urbanistica. Questo approccio ha consentito di ampliare il campo di osservazione oltre le soluzioni consolidate, individuando modelli potenzialmente innovativi per l'analisi del consumo di suolo.
La ricognizione ha riguardato diverse famiglie di modelli, tra cui modelli cellular automata, modelli basati su regressione e approcci statistici, modelli deterministici e modelli di tipo data-driven. Per ciascun modello sono stati analizzati gli ambiti applicativi, la struttura teorica, la tipologia di dati richiesti, la capacità di integrazione di vincoli territoriali e normativi e il grado di diffusione nella letteratura scientifica. Particolare attenzione è stata riservata ai modelli SLEUTH e CLUE, ampiamente utilizzati negli studi di simulazione dell'espansione urbana e del consumo di suolo, che rappresentano due riferimenti consolidati nel panorama della modellazione territoriale.
Questa fase esplorativa non ha avuto come finalità la selezione immediata dei modelli da applicare, ma ha costituito un passaggio preliminare indispensabile per comprendere punti di forza, limiti e condizioni di applicabilità delle diverse soluzioni modellistiche. I risultati della ricognizione hanno quindi fornito le basi concettuali e metodologiche per le successive scelte operative, orientate alla selezione dei modelli

più coerenti con gli obiettivi della ricerca, con la scala di analisi e con il contesto normativo e territoriale di riferimento.

4.2.1 Modelli predittivi analizzati

I modelli predittivi analizzati per lo studio dei processi di urbanizzazione e del consumo di suolo presentano impostazioni teoriche, requisiti informativi e ambiti applicativi differenti. La loro descrizione consente di mettere in evidenza le principali caratteristiche metodologiche, con riferimento alla struttura del modello, alla tipologia di dati richiesti, alle scale di applicazione e alle modalità di utilizzo riscontrate in letteratura.
I modelli individuati sono i seguenti:

- CLUE (Conversion of Land Use and its Effects)
- SLEUTH (Slope, Land use, Exclusion, Urban, Transport, Hillshade)
- Modelli basati su reti neurali e Deep Learning
- Modelli ARX (AutoRegressive with eXogenous inputs)

4.2.2 CLUE

Il modello CLUE (*Conversion of Land Use and its Effects*) è un modello predittivo spazialmente esplicito sviluppato per simulare i cambiamenti futuri dell'uso del suolo, includendo processi quali espansione urbana, deforestazione, abbandono delle terre e intensificazione agricola [82,83]. L'approccio spazialmente esplicito consente di rappresentare la variabilità territoriale e la distribuzione geografica delle trasformazioni mediante dati georiferiti, generalmente in formato raster, permettendo di analizzare traiettorie di cambiamento localizzate e pattern emergenti a differenti scale [30].
Nel framework CLUE la componente spaziale si traduce in una simulazione su griglia, in cui a ciascuna cella viene associata una probabilità di conversione tra classi di uso del suolo sulla base di mappe di idoneità (suitability), vincoli territoriali e regole di transizione. Tale struttura consente di allocare nello spazio le variazioni previste, riproducendo dinamiche territoriali legate sia a condizioni ambientali sia a pressioni antropiche, e supportando la costruzione di scenari alternativi.
La conversione dell'uso del suolo è interpretata come risultato dell'interazione tra fattori biofisici e fattori antropici. I primi descrivono la base fisica del territorio (ad esempio morfologia, caratteristiche del suolo, condizioni climatiche e disponibilità idrica), mentre i secondi rappresentano pressioni e condizioni socioeconomiche (ad esempio popolazione, accessibilità, sviluppo economico e livello tecnologico). In questa prospettiva, i vincoli biofisici non agiscono come determinanti univoci, ma come condizioni che influenzano l'idoneità alla trasformazione e interagiscono con variabili economiche, istituzionali e decisionali, contribuendo alla definizione delle traiettorie di cambiamento [84,85].
CLUE è stato inizialmente progettato per applicazioni a scala nazionale o continentale e impiegato in contesti geografici molto differenti [86,87]. In tali applicazioni, l'estensione spaziale richiede spesso l'adozione di risoluzioni medio-grosse (con celle dell'ordine di alcuni chilometri), con implicazioni operative rilevanti: l'uso della griglia comporta infatti una semplificazione della realtà territoriale, poiché a ogni cella viene generalmente assegnata la classe dominante di uso del suolo, con possibili distorsioni in territori caratterizzati da elevata frammentazione [88]. Alcune applicazioni hanno affrontato questo limite introducendo rappresentazioni percentuali delle coperture all'interno della cella,

aumentando tuttavia la complessità informativa e computazionale [85].
Le difficoltà legate all'identificazione e alla trasferibilità dei driver del cambiamento, soprattutto quando si opera in contesti socioeconomici e istituzionali diversi, rappresentano uno degli aspetti più critici nella modellazione dei cambiamenti d'uso del suolo [84]. Per estendere le potenzialità del framework e adattarlo a contesti più dettagliati, sono state sviluppate versioni evolutive del modello, tra cui CLUE-S, orientato ad applicazioni a scala locale/sub-regionale con maggiore dettaglio, e Dyna-CLUE, che introduce maggiore flessibilità nella simulazione delle transizioni e nell'integrazione tra domanda globale e dinamiche localizzate [88,89].
Nel complesso, CLUE si configura come un modello robusto e ampiamente utilizzato per la simulazione dei cambiamenti d'uso del suolo e la costruzione di scenari territoriali. Tuttavia, la sua applicazione richiede la disponibilità di dati storici di cambiamento per stimare relazioni empiriche affidabili e può risultare condizionata dalla risoluzione spaziale adottata e dalla capacità di rappresentare la frammentazione territoriale, aspetti che assumono rilievo nella valutazione comparativa dei modelli [30].

4.2.2.1 Struttura e funzionamento del modello CLUE

Il modello CLUE adotta una struttura modulare che consente di scomporre il processo di simulazione dei cambiamenti d'uso del suolo in due componenti principali e concettualmente distinte: il modulo di domanda e il modulo di allocazione spaziale. Questa separazione tra la definizione quantitativa della domanda complessiva e la sua distribuzione nello spazio rappresenta uno degli elementi caratterizzanti del modello e ne garantisce la flessibilità applicativa in contesti territoriali differenti [85,89].
Modulo di domanda
Il modulo di domanda è di tipo non spaziale e ha la funzione di determinare, per ciascun anno del periodo di simulazione, la quantità totale di superficie richiesta per ogni classe di uso del suolo (ad esempio urbano, agricolo, forestale). La stima della domanda può essere ottenuta attraverso diversi approcci, tra cui:

- proiezioni statistiche basate su trend storici;
- scenari di policy o variazioni demografiche;
- modelli economici integrati;
- input esogeni definiti dall'utente.

Questo modulo consente la costruzione di scenari alternativi di sviluppo territoriale, che costituiscono l'input quantitativo per la fase di allocazione spaziale.
Il modulo di allocazione spaziale traduce la domanda aggregata in trasformazioni territoriali localizzate, distribuendo le variazioni d'uso del suolo all'interno dell'area di studio. Il territorio viene discretizzato in una griglia regolare (raster) e a ciascuna cella viene assegnata una probabilità di conversione verso una determinata classe di uso del suolo.
L'allocazione si basa sull'interazione di diversi elementi fondamentali:

- Mappe di suitability, che esprimono l'idoneità di ciascuna cella a ospitare un determinato uso del suolo, generalmente stimate mediante modelli di regressione logistica o algoritmi di classificazione, integrando variabili biofisiche (ad esempio pendenza, tipo di suolo, altitudine) e antropiche (accessibilità, distanza dai centri urbani, densità insediativa) [85];

- Vincoli spaziali, rappresentati tramite maschere di esclusione che impediscono la conversione in presenza di limitazioni fisiche o normative (aree protette, zone a rischio idraulico, parchi naturali) [30];

- Regole di conversione, che definiscono quali transizioni tra classi di uso del suolo sono ammesse o vietate e possono includere costi o probabilità differenziate in funzione della direzione della trasformazione [89];

- Effetti di vicinanza (neighborhood effects), che modulano la probabilità di conversione in funzione degli usi del suolo presenti nelle celle adiacenti, consentendo di riprodurre meccanismi di crescita per contiguità tipici dei processi di urbanizzazione [90];

- Persistenza, che rappresenta l'inerzia delle diverse classi di uso del suolo, ovvero la loro resistenza al cambiamento nel tempo, generalmente più elevata per usi come foreste o aree protette [85].

L'interazione tra questi elementi consente al modello CLUE di simulare in modo dinamico, annuale e spazialmente esplicito le traiettorie di trasformazione del territorio. L'output del modello è costituito da una serie di mappe temporali dell'uso del suolo, utilizzabili per analisi comparative, valutazioni ambientali e supporto ai processi di pianificazione e di definizione di scenari di policy alternativi.

4.2.2.2 Applicazioni del modello CLUE nella letteratura scientifica

Il modello CLUE è stato ampiamente applicato nella letteratura scientifica per la simulazione dei cambiamenti d'uso del suolo in contesti geografici, climatici e socioeconomici molto differenti. La sua diffusione è legata alla struttura modulare, alla capacità di integrare fattori biofisici e antropici e all'approccio spazialmente esplicito, che lo rendono particolarmente adatto alla costruzione di scenari esplorativi e alla valutazione degli effetti territoriali di politiche e strategie di sviluppo.
Le prime applicazioni si sono concentrate su contesti caratterizzati da forti pressioni antropiche e rapidi processi di trasformazione. In America Centrale, ad esempio, CLUE è stato utilizzato per simulare l'evoluzione dell'uso del suolo sotto differenti scenari politico-economici, evidenziando come scelte di policy alternative possano produrre traiettorie territoriali divergenti in termini di consumo di suolo e impatti ambientali [86]. In America Latina, il modello è stato applicato anche per analizzare i processi di deforestazione in aree amazzoniche, consentendo di identificare le principali pressioni antropiche e di valutare l'efficacia potenziale di misure regolative e di conservazione.
In ambito asiatico, CLUE e la sua versione CLUE-S sono stati impiegati per modellare dinamiche di espansione agricola e urbana in contesti ad elevata complessità territoriale. Studi condotti nelle Filippine e in Cina hanno mostrato come l'integrazione di dati locali ad alta risoluzione e di variabili legate all'accessibilità e alla morfologia consenta di rappresentare con buona coerenza fenomeni di urbanizzazione accelerata e di perdita di suoli agricoli, soprattutto nelle aree pianeggianti più produttive [85,87].
In Europa, le applicazioni del modello si sono concentrate prevalentemente su contesti caratterizzati da una pianificazione strutturata e da politiche territoriali consolidate. In particolare, la versione Dyna-CLUE è stata utilizzata nei Paesi Bassi per simulare scenari di abbandono agricolo e successione ecologica, integrando approcci top-down legati alle politiche di settore e dinamiche bottom-up associate alle decisioni individuali degli operatori agricoli. Queste applicazioni hanno evidenziato il potenziale del modello nel supportare valutazioni ex ante degli effetti territoriali delle politiche pubbliche.
Nel complesso, la letteratura evidenzia come CLUE sia un modello ampiamente validato e adattabile a

scale e contesti diversi, in grado di supportare l'elaborazione di scenari territoriali complessi. Al tempo stesso, le applicazioni mostrano come la sua efficacia sia strettamente connessa alla disponibilità di dati adeguati, alla scala di analisi e al grado di dettaglio richiesto.

4.2.3 SLEUTH (Slope, Land use, Exclusion, Urban, Transport, Hillshade)

Il modello SLEUTH (Slope, Land Use, Exclusion, Urbanization, Transportation, Hillshade) è un modello di automi cellulari (Cellular Automata, CA) progettato per simulare la crescita urbana e le dinamiche di trasformazione dell'uso del suolo in modo spazialmente esplicito. Il territorio è rappresentato mediante una griglia raster composta da celle regolari, ciascuna delle quali evolve nel tempo in base a regole locali che descrivono i processi di urbanizzazione.
L'architettura del modello è strutturata in due moduli principali: l'Urban Growth Model (UGM), che costituisce il nucleo del sistema ed è responsabile della simulazione dell'espansione urbana, e il Land Cover Deltatron (LCD), destinato alla modellazione delle transizioni di copertura del suolo non urbane [91,92]. Nelle applicazioni focalizzate esclusivamente sulla crescita urbana, il modulo LCD può essere disattivato.
Il funzionamento del modello si basa su cinque layer spaziali fondamentali — pendenza, uso del suolo iniziale, aree di esclusione, estensione urbana storica e rete infrastrutturale — ai quali può essere affiancato un layer opzionale di hillshade, utilizzato esclusivamente a fini di visualizzazione [93]. L'evoluzione urbana emerge dall'interazione tra tali layer e un insieme di regole di transizione che riproducono meccanismi di crescita spontanea, espansione per contiguità, formazione di nuovi poli e sviluppo guidato dalle infrastrutture.
Dal punto di vista concettuale, SLEUTH si ispira al comportamento auto-organizzato dei sistemi complessi, nei quali pattern spaziali globali emergono dall'applicazione iterativa di regole locali. Questa impostazione rende il modello particolarmente adatto a rappresentare fenomeni emergenti quali l'espansione urbana diffusa, la crescita policentrica e la saturazione progressiva delle superfici urbanizzabili [94].

4.2.3.1 Funzionamento tecnico e dati di input

Il modello SLEUTH opera attraverso un insieme di cinque parametri di controllo, che regolano intensità e modalità della crescita urbana [91,95]:

1. Dispersion, che controlla la crescita spontanea;

2. Breed, che determina la probabilità di formazione di nuovi centri di espansione;

3. Spread, che regola l'espansione per contiguità;

4. Slope resistance, che penalizza la crescita in aree caratterizzate da pendenze elevate;

5. Road gravity, che quantifica l'influenza delle infrastrutture viarie.

Tali parametri vengono calibrati mediante simulazioni Monte Carlo, confrontando gli output del modello con una serie storica di mappe urbanizzate. La calibrazione avviene generalmente in tre fasi successive (coarse, fine e final calibration), in cui si restringe progressivamente l'intervallo dei valori testati per ciascun parametro al fine di individuare la configurazione che meglio riproduce l'evoluzione

urbana osservata [93, 95].
Il funzionamento del modello richiede un set minimo di layer raster, aggiornati su più istanti temporali, tra cui le mappe storiche dell'urbanizzato, la pendenza, la rete infrastrutturale e le aree di esclusione. SLEUTH è implementato in linguaggio C, distribuito come software open-source e utilizzabile in ambiente Unix/Linux o tramite ambienti di emulazione su sistemi Windows [96].
Una caratteristica rilevante del modello è la possibilità di generare scenari alternativi di sviluppo urbano, modificando i layer di input o i parametri di crescita, consentendo così di valutare gli effetti spaziali di differenti ipotesi di policy e strategie pianificatorie [94].

4.2.3.2 Limiti e applicazioni del modello SLEUTH

Nonostante la sua ampia diffusione, SLEUTH presenta alcuni limiti strutturali che devono essere considerati in fase di applicazione. Un primo aspetto critico riguarda la sensibilità alla risoluzione spaziale: con risoluzioni grossolane il modello tende a sottostimare la crescita urbana diffusa, mentre l'uso di risoluzioni elevate comporta un significativo aumento della complessità computazionale, in particolare durante la fase di calibrazione [93,95].
Un ulteriore limite è rappresentato dalla mancanza di una componente socioeconomica esplicita. Sebbene il modello possa essere influenzato indirettamente da fattori infrastrutturali o vincoli spaziali, SLEUTH non integra direttamente variabili demografiche, economiche o istituzionali nei meccanismi di crescita, aspetto che può ridurne la capacità interpretativa in contesti caratterizzati da dinamiche complesse e da un forte ruolo delle decisioni di policy [94].
Nonostante tali criticità, SLEUTH è stato applicato con successo in numerosi contesti territoriali, dalla scala locale a quella regionale, ed è stato ampiamente utilizzato per supportare analisi di sostenibilità, valutazioni ex ante delle trasformazioni territoriali e simulazioni orientate alla gestione del consumo di suolo [90,93,95].
Nel complesso, il modello SLEUTH rappresenta uno degli strumenti più consolidati per la simulazione della crescita urbana basata su automi cellulari. Lo SLEUTH continua a essere utilizzato come modello di riferimento per la simulazione della crescita urbana, soprattutto in studi orientati all'analisi dei pattern spaziali e alla valutazione comparativa di scenari alternativi. Tuttavia, l'elevata dipendenza dalla calibrazione storica, l'assenza di una componente socioeconomica esplicita e l'onerosità computazionale ne limitano l'applicabilità operativa in contesti caratterizzati da forte frammentazione insediativa e da vincoli normativi articolati.

4.2.4 Modelli di Machine Learning e Deep Learning

4.2.4.1 Machine Learning

Il Machine Learning (ML) costituisce una delle principali aree di sviluppo dell'intelligenza artificiale ed è finalizzato alla costruzione di modelli in grado di apprendere automaticamente dai dati, migliorando le proprie prestazioni con l'esperienza, senza la necessità di una programmazione esplicita delle regole decisionali [97,98]. Il funzionamento dei modelli di ML si basa sull'identificazione di pattern, relazioni statistiche e strutture latenti all'interno dei dati di input, che vengono successivamente utilizzati per attività di previsione, classificazione o regressione.
L'approccio data-driven che caratterizza il Machine Learning risulta particolarmente efficace in contesti ad alto volume di dati e ad elevata complessità informativa, in cui è difficile definire a priori relazioni deterministiche tra le variabili. Per questo motivo, negli ultimi anni il ML ha trovato ampia applicazione in ambiti quali l'elaborazione di immagini satellitari, l'analisi dei dati climatici, il monitoraggio dei

sistemi urbani e la gestione di archivi amministrativi complessi. L'aumento della capacità computazionale, la crescente disponibilità di dataset ad alta risoluzione e la diffusione di librerie open-source hanno ulteriormente favorito la diffusione di tali approcci in numerosi settori scientifici e applicativi [99].
In funzione della disponibilità dei dati e della struttura del problema analizzato, i modelli di Machine Learning possono essere ricondotti a diversi paradigmi di apprendimento, ciascuno caratterizzato da specifiche assunzioni metodologiche e da differenti ambiti di applicazione. Tra questi si distinguono l'apprendimento supervisionato, l'apprendimento non supervisionato e l'apprendimento semi-supervisionato, che differiscono per il grado di informazione disponibile durante la fase di addestramento del modello.

4.2.4.1.1 Apprendimento supervisionato

Nel paradigma dell'apprendimento supervisionato, i modelli vengono addestrati a partire da un insieme di dati etichettati, in cui a ciascun vettore di input è associato un valore di output noto. L'obiettivo dell'addestramento è apprendere una relazione funzionale tra variabili esplicative e variabile risposta, in modo da poter effettuare previsioni affidabili su dati non osservati [100] .
Questo approccio risulta particolarmente efficace nei contesti in cui siano disponibili serie storiche strutturate e variabili descrittive coerenti, come nel caso delle analisi territoriali basate su dati ambientali, infrastrutturali e socioeconomici. Nell'ambito del consumo di suolo, l'apprendimento supervisionato consente di modellare relazioni non lineari tra fattori di pressione antropica, caratteristiche fisiche del territorio e dinamiche di trasformazione spaziale.
I problemi affrontati mediante apprendimento supervisionato si distinguono principalmente in:

- classificazione, quando la variabile di output assume valori discreti (ad esempio urbano/non urbano);

- regressione, quando l'output è rappresentato da una variabile continua, come l'estensione del suolo consumato o il tasso di crescita urbana.

Tra gli algoritmi di regressione supervisionata, un ruolo di particolare rilievo è svolto dagli alberi decisionali, e in particolare dai Regression Trees (RT) e dalle Random Forests (RF), che hanno trovato ampia applicazione in ambiti ambientali, ingegneristici ed energetici, ma risultano ancora relativamente poco esplorati nella pianificazione territoriale.
Gli alberi di regressione rappresentano modelli predittivi non parametrici che suddividono lo spazio delle variabili indipendenti in regioni omogenee mediante una sequenza di decisioni gerarchiche. Ogni nodo dell'albero corrisponde a una soglia su una variabile esplicativa, mentre le foglie rappresentano il valore stimato della variabile di output. Questo approccio consente di catturare relazioni non lineari e interazioni tra variabili, mantenendo al contempo un'elevata interpretabilità del modello, aspetto particolarmente rilevante in contesti decisionali e di supporto alla pianificazione [101].
Le Random Forest estendono il concetto di albero decisionale attraverso un approccio ensemble, basato sulla costruzione di un elevato numero di alberi di regressione indipendenti, addestrati su sottoinsiemi casuali dei dati e delle variabili. La previsione finale è ottenuta come media delle previsioni dei singoli alberi, riducendo significativamente il rischio di overfitting tipico degli alberi singoli e migliorando la robustezza del modello (Breiman et al., 2017).
Uno dei principali vantaggi delle Random Forest è la capacità di gestire dataset complessi, caratterizzati da elevata dimensionalità e multicollinearità tra le variabili esplicative, senza richiedere assunzioni parametriche forti. Inoltre, il modello consente di stimare l'importanza relativa delle variabili di input,

fornendo indicazioni utili per l'interpretazione dei fattori che maggiormente influenzano i processi di trasformazione territoriale.
Tuttavia, l'efficacia dei modelli supervisionati dipende fortemente dalla qualità, quantità e rappresentatività dei dati disponibili. Dataset sbilanciati, rumorosi o limitati nel numero di osservazioni possono compromettere la capacità generalizzativa del modello, dando luogo a fenomeni di overfitting o underfitting. Per questo motivo, la valutazione delle prestazioni viene generalmente effettuata mediante set di test indipendenti e metriche di accuratezza quali errore medio, coefficienti di determinazione e indicatori di classificazione [99].

4.2.4.1.1.1 Alberi di regressione (Regression Trees)

Gli alberi di regressione (Regression Trees, RT) sono modelli predittivi non parametrici appartenenti alla famiglia degli algoritmi di apprendimento supervisionato, utilizzati per stimare una variabile continua a partire da un insieme di variabili esplicative. Il loro funzionamento si basa sulla suddivisione ricorsiva dello spazio delle variabili di input in regioni omogenee, attraverso una sequenza di regole decisionali gerarchiche, secondo l'approccio introdotto da Breiman [102] e successivamente formalizzato nella letteratura statistica [103].
La costruzione dell'albero avviene mediante una serie di split binari, ciascuno dei quali seleziona la variabile e la soglia in grado di minimizzare l'errore di previsione all'interno dei nodi risultanti. Ogni nodo interno rappresenta una condizione decisionale, mentre i nodi terminali (foglie) restituiscono il valore stimato della variabile risposta, generalmente calcolato come media dei valori osservati nel sottoinsieme di dati associato al nodo stesso.
Uno dei principali punti di forza degli alberi di regressione è rappresentato dalla loro elevata interpretabilità. La struttura ad albero consente infatti di ricostruire in modo esplicito il percorso decisionale che conduce alla previsione finale, rendendo il modello particolarmente adatto a contesti in cui è necessario comprendere il ruolo e il contributo delle singole variabili esplicative. Tale caratteristica risulta di particolare rilevanza nelle analisi territoriali e nei processi di supporto alla pianificazione, dove la trasparenza del modello costituisce un requisito fondamentale [101,104].
Dal punto di vista metodologico, i Regression Trees presentano diverse caratteristiche di interesse:

- capacità di modellare relazioni non lineari tra le variabili;
- possibilità di catturare interazioni complesse senza doverle specificare a priori;
- gestione flessibile di dataset eterogenei, contenenti variabili sia continue sia categoriali.

Accanto a questi vantaggi, gli alberi di regressione mostrano tuttavia limiti strutturali rilevanti. In particolare, essi risultano sensibili al rumore dei dati e tendono a soffrire di overfitting, soprattutto in presenza di dataset di dimensioni ridotte o caratterizzati da elevata variabilità. Inoltre, piccole variazioni nei dati di input possono produrre strutture dell'albero significativamente differenti, riducendo la stabilità complessiva del modello [101,103].
Per tali ragioni, i Regression Trees vengono spesso impiegati come strumenti esplorativi o come componenti di modelli ensemble più complessi, piuttosto che come soluzioni predittive autonome. Nel contesto della modellazione del consumo di suolo, essi rappresentano comunque un riferimento metodologico rilevante, in quanto consentono di analizzare in modo diretto il contributo dei fattori territoriali alle dinamiche di trasformazione osservate.

4.2.4.1.1.2 Random Forest

Le Random Forest (RF) costituiscono un'estensione degli alberi di regressione basata su un approccio ensemble, introdotto da Breiman [102], finalizzato a migliorare la stabilità e l'accuratezza delle previsioni. Il metodo si fonda sulla costruzione di un elevato numero di alberi di regressione indipendenti, ciascuno addestrato su un campione casuale dei dati di input e su un sottoinsieme casuale delle variabili esplicative.
Il principio alla base delle Random Forest è la riduzione della varianza del modello attraverso la combinazione di molteplici alberi debolmente correlati. La previsione finale viene ottenuta come media delle previsioni dei singoli alberi, consentendo di attenuare in modo significativo i fenomeni di overfitting tipici degli alberi di regressione utilizzati singolarmente [101,103].
Dal punto di vista operativo, le Random Forest presentano numerosi vantaggi:

- elevata robustezza al rumore e ai dati incompleti;
- capacità di gestire dataset ad alta dimensionalità e multicollinearità tra variabili;
- assenza di assunzioni parametriche sulla distribuzione dei dati;
- buona capacità di generalizzazione anche in contesti caratterizzati da relazioni complesse e non lineari [107].

Un ulteriore elemento di interesse è rappresentato dalla possibilità di stimare l'importanza relativa delle variabili di input. Attraverso misure basate sulla riduzione dell'errore di previsione o sulla perdita di informazione associata agli split, il modello consente di individuare i fattori che contribuiscono maggiormente alla spiegazione del fenomeno analizzato, fornendo indicazioni quantitative utili anche in chiave interpretativa [102-106].
Rispetto ai Regression Trees, le Random Forest sacrificano parzialmente la leggibilità del singolo percorso decisionale, a fronte di un significativo miglioramento delle prestazioni predittive e della stabilità dei risultati. Tale compromesso rende il modello particolarmente adatto a studi orientati alla previsione quantitativa e all'analisi di sistemi complessi, nei quali l'accuratezza risulta prioritaria rispetto alla completa interpretabilità del processo.
In ambito ambientale e territoriale, le Random Forest sono state ampiamente utilizzate per la modellazione di fenomeni complessi quali la classificazione della copertura del suolo, la previsione del consumo di suolo, l'analisi del rischio ambientale e l'estrazione di informazione da dati telerilevati, grazie alla loro capacità di integrare numerose variabili eterogenee e ad alta risoluzione [107]. Tuttavia, la loro applicazione diretta nei processi di pianificazione urbanistica rimane ancora relativamente limitata, rendendole un approccio metodologicamente interessante per l'esplorazione di soluzioni predittive alternative ai modelli spaziali tradizionali.

4.2.4.1.2 Apprendimento non supervisionato

L'apprendimento non supervisionato rappresenta un paradigma del Machine Learning applicato a dataset privi di etichette, nei quali non è disponibile una variabile di output nota da associare ai dati di input. In questo contesto, il modello non apprende relazioni input–output predefinite, ma è finalizzato all'individuazione automatica di strutture latenti, regolarità statistiche o pattern ricorrenti presenti nei dati, senza alcuna informazione a priori sul risultato atteso [108].
Questo approccio risulta particolarmente adatto a fasi esplorative dell'analisi, in cui i meccanismi che

governano il fenomeno non sono ancora completamente noti, oppure in situazioni in cui la produzione di dati etichettati risulta complessa, onerosa o non praticabile. Nell'ambito delle analisi territoriali, l'apprendimento non supervisionato viene frequentemente utilizzato per l'esplorazione di grandi moli di dati spaziali, per l'individuazione di configurazioni insediative ricorrenti, per la segmentazione del territorio e per la sintesi informativa preliminare a successive fasi modellistiche.
I principali metodi di apprendimento non supervisionato possono essere ricondotti a tre categorie fondamentali: clustering, riduzione della dimensionalità e apprendimento di rappresentazioni latenti.
Il clustering ha l'obiettivo di suddividere un insieme di dati in gruppi omogenei, massimizzando la similarità interna ai cluster e la dissimilarità tra cluster differenti. Tra i metodi più diffusi si annoverano:

- k-means, che assegna i dati a un numero prefissato di cluster sulla base della distanza dai centroidi;

- DBSCAN, che individua gruppi di punti caratterizzati da elevata densità spaziale, consentendo anche l'identificazione di outlier;

- clustering gerarchico agglomerativo, che costruisce una struttura ad albero unendo progressivamente i gruppi più simili [109].

In ambito territoriale, tali tecniche sono frequentemente impiegate per l'individuazione di tipologie insediative, la classificazione di aree con caratteristiche omogenee e l'analisi di pattern spaziali complessi, soprattutto in assenza di categorie predefinite.
La riduzione della dimensionalità è utilizzata per semplificare dataset ad alta dimensionalità, preservando le informazioni più rilevanti e riducendo la ridondanza tra variabili. Questa classe di Metodi è particolarmente utile sia per finalità esplorative sia per la pre-elaborazione dei dati in vista dell'applicazione di modelli predittivi. Tra le tecniche più utilizzate rientrano:

- la Principal Component Analysis (PCA), che trasforma le variabili originali in un insieme ridotto di componenti ortogonali in grado di spiegare la maggior parte della varianza;

- il t-distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE), che consente di rappresentare strutture locali complesse in spazi a bassa dimensionalità, risultando particolarmente efficace per l'analisi esplorativa e la visualizzazione dei dati [110].

Infine, rientrano nell'apprendimento non supervisionato anche gli autoencoder, reti neurali artificiali progettate per apprendere una rappresentazione compressa dei dati di input. Attraverso un processo di codifica e decodifica, il modello impara una rappresentazione latente che conserva le informazioni essenziali, risultando utile per la riduzione del rumore, la compressione dei dati e la preparazione di input più informativi per modelli supervisionati successivi [108].
Nonostante la loro efficacia in fase esplorativa, i modelli di apprendimento non supervisionato presentano limiti rilevanti in ottica predittiva e pianificatoria. In particolare, l'assenza di una variabile di output esplicita rende più complessa la validazione quantitativa dei risultati e limita l'impiego diretto di tali approcci nella simulazione di scenari futuri. Per questo motivo, nell'ambito della modellazione del consumo di suolo, l'apprendimento non supervisionato viene generalmente utilizzato come strumento complementare, a supporto dell'analisi preliminare dei dati e della definizione delle variabili, piuttosto che come modello predittivo autonomo.

4.2.4.2 Deep Learning e reti neurali artificiali

Il Deep Learning (DL) rappresenta un'evoluzione dei tradizionali approcci di Machine Learning, caratterizzata dall'impiego di reti neurali artificiali profonde in grado di apprendere rappresentazioni complesse e gerarchiche dei dati. A differenza dei modelli di Machine Learning classici, che richiedono una fase esplicita di selezione e costruzione delle variabili (feature engineering), i modelli di Deep Learning sono progettati per estrarre automaticamente le caratteristiche informative direttamente dai dati di input, riducendo l'intervento manuale nella definizione delle feature [99].
Alla base del Deep Learning vi sono le reti neurali artificiali multilivello (Deep Neural Networks), costituite da una sequenza di strati interconnessi che trasformano progressivamente l'informazione di input attraverso combinazioni lineari e funzioni di attivazione non lineari. Questo processo consente alla rete di apprendere rappresentazioni gerarchiche: gli strati iniziali catturano pattern semplici, mentre quelli più profondi integrano tali informazioni in strutture sempre più astratte e complesse [111].
Nel contesto delle analisi spaziali e territoriali, il Deep Learning ha trovato applicazione soprattutto in ambiti caratterizzati dalla disponibilità di grandi quantità di dati non strutturati, come immagini satellitari, mappe raster ad alta risoluzione e serie temporali multispettrali. In tali contesti, la capacità delle reti profonde di apprendere automaticamente pattern spaziali e relazioni non lineari rappresenta un vantaggio significativo rispetto a modelli statistici tradizionali [112].
Tra le architetture di Deep Learning più diffuse rientrano le reti neurali convoluzionali (Convolutional Neural Networks, CNN), particolarmente efficaci nell'analisi di dati strutturati su griglia. Tuttavia, accanto alle architetture profonde, continuano a essere ampiamente utilizzate anche reti neurali artificiali meno profonde (ANN), che rappresentano una soluzione intermedia tra modelli di Machine Learning classici e Deep Learning propriamente detto. Tali reti risultano spesso più adatte in contesti applicativi in cui la disponibilità di dati è limitata o in cui è richiesta una maggiore controllabilità del processo di apprendimento.

4.2.4.2.1 Architettura delle reti neurali convoluzionali (CNN)

Le reti neurali convoluzionali (CNN) sono progettate per l'analisi di dati spazialmente strutturati, come immagini e mappe raster, e consentono di preservare l'informazione topologica durante il processo di apprendimento. La loro architettura si articola in una sequenza di strati specializzati, ciascuno dei quali svolge una funzione specifica nella trasformazione dei dati di input in output predittivi.

- **Strati convoluzionali**

Gli strati convoluzionali costituiscono il nucleo operativo delle CNN. Essi applicano un insieme di filtri (kernel) a porzioni locali dell'input, producendo mappe di attivazione che evidenziano la presenza di specifici pattern spaziali. Nelle prime fasi della rete, i filtri tendono a rilevare caratteristiche semplici, come bordi o variazioni di intensità; negli strati più profondi, tali informazioni vengono combinate per identificare strutture più complesse e semanticamente significative, come oggetti o configurazioni spaziali ricorrenti.
I parametri associati ai filtri non sono definiti a priori, ma vengono appresi automaticamente durante la fase di addestramento attraverso algoritmi di ottimizzazione basati sulla discesa del gradiente [113].

- **Funzioni di attivazione**

A valle dell'operazione di convoluzione, viene applicata una funzione di attivazione non lineare, che consente alla rete di modellare relazioni complesse tra le variabili. La funzione più comunemente utilizzata è la ReLU (Rectified Linear Unit), che introduce non linearità mantenendo un'elevata efficienza computazionale. L'impiego di funzioni di attivazione è fondamentale per evitare che la rete

si riduca a una semplice combinazione lineare degli input e per consentire l'apprendimento di fenomeni non lineari, tipici dei sistemi territoriali e ambientali [112].

- **Strati di pooling**

Gli strati di pooling svolgono una funzione di riduzione della dimensionalità delle mappe di attivazione, preservando le informazioni più rilevanti e riducendo il carico computazionale. Tecniche come il max pooling o l'average pooling consentono di rendere la rete più robusta a piccole variazioni spaziali dell'input, come traslazioni o distorsioni, migliorando la capacità di generalizzazione del modello [113].

- **Strati completamente connessi**

Negli strati finali della rete sono presenti i fully connected layers, nei quali le informazioni estratte dagli strati precedenti vengono integrate per produrre la previsione finale. In questa fase, la rete combina le caratteristiche apprese per effettuare operazioni di classificazione o regressione, a seconda del problema considerato. Nel caso di dati territoriali, tali strati consentono di associare configurazioni spaziali complesse a specifiche classi di uso del suolo o a valori quantitativi di interesse [111].

4.2.4.3 Vantaggi, limiti e principali ambiti applicativi del Machine Learning e del Deep Learning

I modelli di Machine Learning (ML) e Deep Learning (DL) offrono strumenti analitici avanzati per l'analisi di fenomeni complessi caratterizzati da relazioni non lineari, elevata dimensionalità e interazioni difficilmente modellabili attraverso approcci deterministici o statistici tradizionali. La loro crescente diffusione in ambito scientifico ed applicativo è legata alla capacità di apprendere direttamente dai dati, adattandosi a contesti eterogenei senza la necessità di formulare esplicitamente relazioni causali tra le variabili [97].
Tra i principali vantaggi dei modelli di Machine Learning rientrano la capacità di gestire dataset complessi e ad alta dimensionalità, l'abilità nel rappresentare relazioni non lineari e interazioni tra variabili, nonché la flessibilità nell'integrare informazioni di natura diversa, quali fattori biofisici, socioeconomici e infrastrutturali. In particolare, modelli supervisionati come Regression Trees e Random Forest si sono dimostrati efficaci nel fornire buone prestazioni predittive anche in presenza di dati rumorosi o parzialmente incompleti, garantendo al contempo una discreta robustezza e stabilità dei risultati [102,105].
Il Deep Learning, basato su reti neurali artificiali profonde, estende ulteriormente tali potenzialità grazie alla capacità di apprendere automaticamente rappresentazioni gerarchiche dei dati. Questo rende le architetture profonde particolarmente adatte all'analisi di dati non strutturati, come immagini satellitari, mappe raster ad alta risoluzione e serie temporali multispettrali, per le quali la definizione manuale delle feature risulta complessa o poco efficace [111, 112].
Accanto a questi punti di forza, ML e DL presentano tuttavia limiti rilevanti, soprattutto nel contesto della pianificazione territoriale e della previsione del consumo di suolo. Un primo aspetto critico riguarda la forte dipendenza dalla quantità e qualità dei dati di input: modelli complessi, in particolare quelli basati su Deep Learning, richiedono dataset numerosi e bilanciati per evitare problemi di overfitting e garantire una buona capacità di generalizzazione [99,101].
Un ulteriore limite è rappresentato dalla ridotta interpretabilità di molti modelli di Machine Learning avanzati e, in misura ancora maggiore, delle reti neurali profonde. La difficoltà nel ricostruire il processo decisionale interno ai modelli ("black box models") costituisce un elemento critico nei contesti applicativi in cui è richiesta trasparenza, verificabilità e tracciabilità delle scelte, come nel caso della pianificazione territoriale e del supporto alle decisioni pubbliche [114, 106].
A ciò si aggiunge la limitata capacità di tali modelli di integrare in modo esplicito vincoli normativi e regole pianificatorie, che rappresentano invece un elemento centrale nei processi di governo del

territorio. In assenza di una formalizzazione diretta di tali vincoli, le simulazioni prodotte dai modelli di ML e DL rischiano di fornire risultati difficilmente trasferibili in ambito operativo o decisionale [114,106].
Per queste ragioni, l'impiego diretto di architetture di Deep Learning risulta spesso problematico in contesti caratterizzati da scale di analisi medio-piccole, da una disponibilità limitata di dati storici o dalla necessità di garantire la leggibilità dei risultati [99,101,112]. In tali casi, l'utilizzo di reti neurali artificiali meno profonde (ANN) o di modelli di Machine Learning tradizionali rappresenta una soluzione più equilibrata, in grado di coniugare capacità predittiva, complessità computazionale e interpretabilità.
In termini di ambiti applicativi, i modelli di ML e DL trovano ampio impiego nella classificazione e segmentazione della copertura del suolo, nell'analisi di immagini satellitari e dati telerilevati, nella valutazione del rischio ambientale e nella previsione di fenomeni complessi in ambito energetico, climatico e infrastrutturale. Nel contesto della pianificazione territoriale e della previsione del consumo di suolo, tali approcci risultano particolarmente utili come strumenti di supporto analitico ed esplorativo, mentre la loro applicazione operativa richiede una valutazione attenta delle condizioni di applicabilità, della disponibilità dei dati e della coerenza con il quadro normativo di riferimento [101,115].

4.2.5 Modelli AutoRegressive with eXogenous inputs (ARX)

I modelli ARX (AutoRegressive with eXogenous inputs) appartengono alla famiglia dei modelli di regressione lineare dinamica (Least Squares) e sono utilizzati per descrivere sistemi in cui l'evoluzione temporale di una variabile di interesse dipende sia dal proprio andamento passato sia dall'influenza di una o più variabili esterne osservabili. Tali modelli sono ampiamente impiegati nell'analisi di serie storiche e di processi dinamici in diversi ambiti disciplinari, tra cui l'ingegneria dei sistemi, l'energia, l'economia e le scienze ambientali, soprattutto in contesti in cui è richiesta una rappresentazione compatta, interpretabile e computazionalmente efficiente delle dinamiche temporali [100,116].
Alla base dei modelli ARX vi è il concetto di regressione lineare, secondo il quale la variabile dipendente è espressa come combinazione lineare di un insieme di predittori. In forma generale, una regressione lineare statica può essere rappresentata come:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n + \varepsilon$$

Dove y rappresenta la variabile dipendente, $x_i$le variabili esplicative, β_ii coefficienti di regressione e εil termine di errore. L'ipotesi fondamentale di questo approccio è la linearità nei parametri, che consente una stima diretta dei coefficienti mediante metodi statistici consolidati, come i minimi quadrati ordinari, garantendo trasparenza e interpretabilità dei risultati [117].
Quando questa impostazione viene estesa al dominio temporale, si parla di regressione dinamica: il valore della variabile di interesse in un determinato istante dipende non solo dai regressori osservati nello stesso istante, ma anche dai valori assunti nel passato. In questo contesto, i modelli ARX rappresentano una formulazione specifica in cui la variabile di output è descritta come funzione autoregressiva dei propri valori precedenti e, simultaneamente, come funzione delle variabili esogene osservate nel tempo.
In forma compatta, un modello ARX a tempo discreto può essere espresso come:

$$y(k) = a_1 y(k-1) + \cdots + a_n y(k-n) + b_1 u(k-1) + \cdots + b_m u(k-m) + v(k)$$

dove $y(k)$ è l'output al tempo k, $u(k)$ rappresenta l'input esogeno, a_i e b_j sono i parametri del modello

e $v(k)$ è un termine stocastico che raccoglie gli effetti non esplicitamente modellati. Questa formulazione evidenzia due elementi centrali: la presenza di una memoria temporale del sistema, legata alla componente autoregressiva, e la possibilità di integrare in modo diretto il contributo di fattori esterni osservabili attraverso la componente esogena.
Dal punto di vista operativo, la costruzione di un modello ARX richiede una fase preliminare di identificazione del modello, che consiste nella definizione dell'ordine autoregressivo (numero di ritardi della variabile dipendente) e del numero di ritardi associati alle variabili esogene. La scelta di tali ordini influisce direttamente sulla capacità del modello di rappresentare correttamente la dinamica temporale del sistema e di evitare fenomeni di sovra-parametrizzazione o perdita di informazione [100].
Per supportare questa fase, la letteratura fa ampio ricorso a criteri informativi, tra cui l'Akaike Information Criterion (AIC) e il Bayesian Information Criterion (BIC). Tali criteri consentono di confrontare modelli alternativi bilanciando la qualità dell'adattamento ai dati con la complessità del modello. In particolare, l'AIC privilegia modelli con buona capacità predittiva penalizzando moderatamente il numero di parametri, mentre il BIC introduce una penalizzazione più severa della complessità, favorendo modelli più parsimoniosi, soprattutto in presenza di campioni limitati [118,119]. L'impiego congiunto di questi indicatori consente di individuare configurazioni del modello coerenti con il principio di parsimonia, riducendo il rischio di overfitting.
Una volta definita la struttura del modello, i parametri possono essere stimati in modo efficiente mediante tecniche di regressione lineare, rendendo la fase di calibrazione relativamente semplice anche in presenza di dataset estesi. Dal punto di vista metodologico, i modelli ARX operano su serie storiche campionate a intervalli regolari e presuppongono che le relazioni tra variabili siano stazionarie nel periodo di analisi. Essi non includono una rappresentazione esplicita della dimensione spaziale né meccanismi di diffusione territoriale, ma si concentrano sull'analisi delle dipendenze temporali aggregate tra variabili, risultando particolarmente adatti a contesti in cui la dimensione temporale costituisce l'asse principale dell'analisi e in cui è richiesta una chiara interpretabilità dei parametri stimati [116, 120].

4.2.5.1. Vantaggi, limiti e principali ambiti applicativi dei modelli ARX

I modelli ARX (AutoRegressive with eXogenous inputs) presentano una serie di caratteristiche che li rendono strumenti consolidati per l'analisi e la previsione di fenomeni dinamici basati su serie storiche. Il principale punto di forza di questi modelli risiede nella semplicità strutturale e nell'elevata interpretabilità, derivante dalla formulazione lineare e dalla chiara distinzione tra componente autoregressiva e contributo delle variabili esogene. Tale trasparenza consente di valutare in modo diretto l'influenza esercitata dai fattori esterni e dalla memoria temporale del sistema sull'evoluzione della variabile di interesse, aspetto particolarmente rilevante nei contesti in cui è richiesta la comprensione dei meccanismi sottostanti al processo modellato [100,116].
Un ulteriore vantaggio è rappresentato dalla bassa complessità computazionale e dalla possibilità di stimare i parametri mediante tecniche statistiche consolidate, come i minimi quadrati ordinari. Ciò rende i modelli ARX adatti anche all'analisi di serie temporali relativamente lunghe e alla costruzione di modelli predittivi in contesti operativi che richiedono rapidità di calibrazione e facilità di aggiornamento. Inoltre, l'utilizzo di criteri informativi quali AIC e BIC consente una selezione rigorosa della struttura del modello, favorendo soluzioni parsimoniose e riducendo il rischio di sovra-adattamento ai dati storici [118,119].
Accanto a questi aspetti positivi, i modelli ARX presentano limiti strutturali rilevanti. In primo luogo, essi si basano sull'ipotesi di linearità delle relazioni tra variabili, che può risultare restrittiva in presenza di processi fortemente non lineari o caratterizzati da soglie, effetti di saturazione e dinamiche complesse. Inoltre, l'efficacia predittiva dipende in modo significativo dalla stazionarietà delle serie temporali e

dalla qualità dei dati disponibili: variazioni strutturali nel comportamento del sistema o cambiamenti nei meccanismi generativi richiedono una ricalibrazione del modello per mantenere prestazioni affidabili [100].
Un ulteriore limite è rappresentato dall'assenza di una rappresentazione spaziale esplicita. I modelli ARX operano su grandezze aggregate nel tempo e non sono in grado di descrivere direttamente la distribuzione spaziale dei fenomeni né i processi di diffusione territoriale. Per questo motivo, il loro utilizzo risulta meno adatto in contesti in cui la dimensione spaziale e le interazioni locali rivestono un ruolo centrale, come nel caso della simulazione dell'espansione urbana o del consumo di suolo su base cartografica.
Dal punto di vista applicativo, i modelli ARX trovano impiego consolidato in ambiti quali l'ingegneria ambientale, l'energia e l'idrologia, dove sono utilizzati per la previsione di concentrazioni inquinanti, fabbisogni energetici o portate idriche in funzione di variabili meteorologiche e di input esterni osservabili [120,121]. In tali contesti, la capacità di integrare memoria temporale e fattori esogeni osservati rappresenta un vantaggio metodologico significativo.
Nel quadro della modellazione del consumo di suolo, i modelli ARX si collocano come strumenti temporali e quantitativi, potenzialmente utili per analizzare l'evoluzione aggregata del fenomeno e per valutare l'influenza di driver esterni nel tempo, ma non come modelli spaziali in senso stretto. Il loro impiego richiede pertanto un'integrazione con approcci spazialmente espliciti o una lettura complementare rispetto a modelli di tipo cellulare o data-driven, in funzione degli obiettivi analitici e della scala di applicazione.

4.3 Analisi comparativa dei modelli per la previsione dell'espansione urbana

La selezione dei modelli predittivi adottati nella presente ricerca è stata preceduta da una valutazione comparativa delle principali famiglie metodologiche utilizzate nella letteratura sull'analisi dell'espansione urbana e del consumo di suolo. Tale valutazione non è stata finalizzata all'individuazione del modello più performante in senso assoluto, ma alla verifica della coerenza metodologica e operativa dei diversi approcci rispetto agli obiettivi della ricerca, alla scala di analisi e alla disponibilità dei dati.
La definizione dell'area di studio e la selezione dei modelli predittivi sono state condotte attraverso un processo iterativo e contestuale, volto a garantire la coerenza tra obiettivi di ricerca, scala territoriale, disponibilità dei dati e requisiti applicativi della pianificazione. In questa prospettiva, la valutazione dei modelli è stata guidata da un insieme di criteri comuni, tra cui:

1. la natura dell'output prodotto (quantitativo o spaziale);
2. i requisiti informativi e la dipendenza da serie storiche estese;
3. la capacità di integrare vincoli territoriali e normativi;
4. il livello di interpretabilità e trasparenza dei risultati;
5. la replicabilità e trasferibilità dell'approccio in contesti amministrativi locali.

A fini di sintesi, gli esiti di tale valutazione sono stati organizzati mediante una matrice SWOT *(Tabella*

7), utilizzata come strumento di lettura critica dei punti di forza e delle criticità associate alle diverse famiglie di modelli, e non come meccanismo automatico di selezione.

Tabella 7 - matrice SWOT utilizzata come strumento di lettura critica dei punti di forza e delle criticità ssociate ai diversi modelli impeigati nello studio.

Modello	Punti di forza (Strengths)	Debolezze (Weaknesses)	Opportunità (Opportunities)	Minacce (Threats)
CLUE	Modello spazialmente esplicito; integrazione strutturata di fatori biofisici e antropici; possibilità di simulare scenari vincolati; ampiamente validato in letteratura	Elevata dipendenza da dati storici estesi; complessità nella definizione dei driver e delle mappe di suitability; sempiificazioni legate alla discretizzazione raster	Applicabile a scenari esplorativi e valutazioni di policy a scala regionale o sovra-regionale; riferimento metodologico consolidato	Limitata trasferibilità a scala comunale; ridoita efficacia in contesti frammentati; risultati fortemente condizionati dalla qualità dei dati
SLEUTH	Modello open-source; struttura basata su automi celluiari; buona capacità di riprodurre la crescita urbana per contiguità; integrazione di vincoli fisici e infrastrutturali	Assenza di variabili socioeconomiche esplicite; calibrazione Monte Carlo onerosa; sensibilità alla risoluzione spaziale; limitata adattabilità a dinamiche recenti	Utile per lo studio dei pattern morfologici della crescita urbana; valido benchmark spaziale	Elevato costo computazionale; ridotta applicabilità operativa a scala locale; difficoltà di àggiornamento frequente
ARX	Elevata interpretabilità; struttura parsimoniosa; bassa complessità computazionale; integrazione diretta di variabili esogene;	Assenza di variabili socioeconomiche esplicite; ipotesi di linearità; limitata capacità di cogliere dinamiche non lineari	Utile per lo studio dei pattern morfologici della cressità urbana; valido benchmark spaziale	Elevato costo computazionale; ridotta applicabilità operativa a scala locale; difficoltà di aggiornamento frequente
Regression Tree (RT)	Elevata interpretabilità; struttura parsimoniosa; bassa complessità computazionale; integrazione diretta di variabili esogene	Assenza di rappresentazione spaziale esplicita; ipotesi di linearità; limitata capacità di cogliere dinamiche non	Approccio esplorativo replicabile; applicabile a scala comunale	Ridotta robustezza predittiva, risuitati fortemente dipendenti dai dataset utilizzato
Random Forest (RF)	Buon compromesso tra accuratezza e stabilità; riduzione della varianca; gestione efficace di dataset complessi; stima dell'importanza delle variabili	Interpretabilità parziale del processo decisionale; necessità di tuning dei parametri	Approccio predittivo robusto e replicabile; adatto ai supporto decisionale; applicabile a scala comunale	Percezione di modello "black box"; dipendenza dalla qualità dei dati di input
Neural Network (NN)	Capacità teorica di rappresentare relazioni complesse; flessbilità nell'integrazione di variabili eterogenee	Elevata dipendenza dalla quantità di dati; scarsa interpretabilità; rischio di overfitting; instabiltai limitati	Potenziale sviluppo futuro con dataset più estesi; difficile giustificazione in ambito pianificatorio	

I modelli CLUE e SLEUTH rappresentano riferimenti consolidati nella modellazione spaziale dei cambiamenti d'uso del suolo e della crescita urbana. Entrambi consentono di generare output cartografici espliciti e di integrare vincoli territoriali attraverso maschere di esclusione e regole di transizione, risultando particolarmente adatti alla costruzione di scenari esplorativi e alla valutazione ex ante di politiche di pianificazione a scala regionale o sovra-comunale.

Tuttavia, l'applicazione operativa di tali modelli richiede condizioni informative e procedurali che non risultano pienamente compatibili con il contesto della presente ricerca. CLUE si basa su relazioni empiriche di suitability che richiedono dataset storici estesi e una calibrazione accurata dei driver di cambiamento; inoltre, la discretizzazione raster può introdurre semplificazioni rilevanti in territori caratterizzati da elevata frammentazione insediativa. SLEUTH, pur utilizzando un set di input relativamente contenuto, presenta una forte dipendenza dalla fase di calibrazione Monte Carlo, che risulta onerosa computazionalmente e sensibile alla risoluzione spaziale adottata, oltre a non integrare in modo esplicito variabili socioeconomiche.

Nel contesto della Provincia di Padova, caratterizzato da un sistema urbano policentrico, da dinamiche di crescita prevalentemente incrementali e da una disponibilità limitata di istanti temporali rasterizzati del consumo di suolo, tali modelli risultano difficilmente trasferibili come strumenti operativi di supporto alle decisioni a scala comunale. Per queste ragioni, CLUE e SLEUTH sono stati considerati

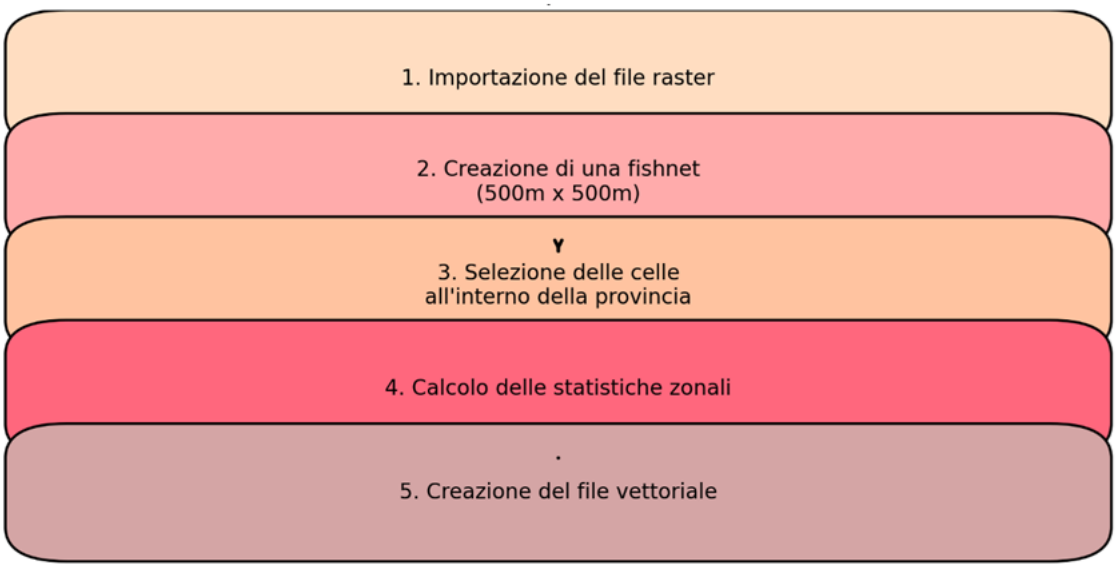
come riferimenti metodologici e benchmark teorici, ma non sono stati selezionati per l'applicazione diretta nella fase modellistica.
In alternativa ai modelli spaziali consolidati, la ricerca ha privilegiato approcci quantitativi data-driven, in grado di operare efficacemente su serie storiche certificate (ISPRA 2001–2023) e di restituire risultati interpretabili e replicabili a scala locale. In questo quadro si collocano il modello autoregressivo ARX e i tre modelli di Machine Learning supervisionato (Regression Tree, Random Forest e Neural Network).
Il modello ARX rappresenta un approccio parsimonioso e trasparente, particolarmente adatto alla lettura delle tendenze temporali aggregate e alla quantificazione del contributo delle variabili esogene. La sua natura lineare e la semplicità di calibrazione lo rendono uno strumento utile come baseline interpretativa e come riferimento per l'analisi delle dinamiche storiche, pur presentando limiti nella rappresentazione di fenomeni non lineari e nella restituzione spaziale diretta.
I modelli di Machine Learning consentono di superare tali limiti introducendo una maggiore capacità di cogliere relazioni complesse e non lineari tra le variabili territoriali. I Regression Tree mostrano un'elevata sensibilità alle variazioni locali, ma risultano soggetti a instabilità e frammentazione spaziale. Le Random Forest, grazie all'approccio ensemble, offrono un compromesso migliore tra accuratezza predittiva, robustezza statistica e coerenza spaziale, come evidenziato dai risultati della presente ricerca. Le Neural Network, pur presentando un elevato potenziale teorico, risultano fortemente dipendenti dalla quantità e qualità dei dati di training e, nel caso di serie storiche limitate, tendono a produrre previsioni meno stabili e difficilmente interpretabili.
L'analisi comparativa evidenzia che, in relazione alla scala di analisi adottata, alla struttura dei dati disponibili e alla natura del fenomeno indagato, i modelli quantitativi data-driven presentano un grado di coerenza metodologica superiore rispetto ai modelli spaziali tradizionali. In particolare, tali approcci risultano maggiormente compatibili con serie temporali di lunghezza limitata e consentono una rappresentazione diretta delle relazioni tra dinamiche di consumo di suolo e variabili esplicative, mantenendo un controllo esplicito sulle assunzioni modellistiche e sui parametri stimati.
In questo quadro, l'esclusione di modelli spaziali consolidati quali CLUE e SLEUTH non è riconducibile a limiti intrinseci degli stessi, ma alla loro minore aderenza ai requisiti informativi, computazionali e di scala propri del contesto di analisi. La selezione dei modelli ARX, Regression Tree, Random Forest e Neural Network deriva pertanto da una valutazione comparativa fondata sulla coerenza tra obiettivi di ricerca, dati disponibili e struttura metodologica degli approcci considerati.

4.4 Preparazione e strutturazione dei dati spaziali

Definite le aree di studio e selezionati i modelli predittivi, si è proceduto alla preparazione e all'omogeneizzazione dei dati territoriali necessari alla modellazione del consumo di suolo. La procedura adottata è stata impostata in modo unitario, al fine di costruire una base informativa comune utilizzabile sia nei modelli autoregressivi (ARX) sia nei modelli di Machine Learning supervisionato, garantendo coerenza spaziale, temporale e semantica tra le diverse fonti informative.
Le variabili considerate includono la superficie impermeabilizzata, assunta come indicatore dell'urbanizzazione, la popolazione, utilizzata come variabile esogena di tipo socio-demografico, e un insieme di vincoli fisici, ambientali e normativi finalizzati a limitare o impedire l'allocazione di nuove superfici urbanizzate in aree non idonee. Le elaborazioni sono state condotte a partire da dati ufficiali prodotti da ISPRA, SNPA e ISTAT.
In termini generali, l'elaborazione dei dati segue una sequenza operativa standardizzata, applicata in modo coerente a tutte le variabili considerate. Il processo prende avvio dalla selezione dei raster di riferimento, contenenti informazioni relative all'impermeabilizzazione del suolo, alla popolazione o ai vincoli ambientali. Successivamente, viene costruita una griglia regolare (fishnet) con risoluzione

spaziale pari a 500 × 500 m, estesa all'intera area di studio. Le celle della griglia ricadenti all'interno dei confini amministrativi vengono selezionate e associate a un identificativo univoco.
La scelta della risoluzione spaziale della griglia è stata oggetto di una valutazione preliminare. In una fase iniziale, è stata considerata l'adozione di una fishnet a risoluzione più fine (ad esempio 10 × 10 m), coerente con la risoluzione originaria di alcuni raster di input. Tuttavia, tale impostazione avrebbe comportato la generazione di un numero estremamente elevato di unità spaziali, con un conseguente incremento della dimensionalità del dataset e della complessità computazionale dei modelli predittivi. Una discretizzazione eccessivamente fine avrebbe potuto introdurre criticità legate alla gestione della memoria e alla stabilità numerica dei modelli, in particolare durante le fasi di addestramento e validazione, senza garantire un proporzionale aumento dell'informazione utile alla scala di analisi adottata. Inoltre, una risoluzione troppo dettagliata risulta meno coerente con la natura aggregata di alcune variabili esplicative, come i dati demografici, disponibili a scale spaziali più grossolane. Alla luce di tali considerazioni, è stata quindi adottata una risoluzione intermedia pari a 500 × 500 m, ritenuta un compromesso metodologicamente adeguato tra livello di dettaglio spaziale, sostenibilità computazionale e coerenza con gli obiettivi della modellazione.
Attraverso l'applicazione delle statistiche zonali, le informazioni contenute nei raster di input vengono aggregate a livello di singola cella della griglia, consentendo di estrarre per ciascuna unità spaziale i valori rappresentativi delle variabili analizzate. Il risultato di questa procedura è un file vettoriale contenente l'identificativo della cella, le coordinate spaziali e gli attributi tematici associati, pronto per l'integrazione nelle successive fasi di costruzione del dataset e di modellazione. L'intero workflow di elaborazione dei dati è schematizzato in *Figura 14.*

Figura 14 - Schema delle operazioni Qgis per l'elaborazione dei dati per il modello.



Nei paragrafi seguenti vengono descritte in dettaglio le procedure specifiche adottate per ciascuna tipologia di dato considerata, con riferimento ai dati di urbanizzazione, demografia e vincoli territoriali.

4.4.1 Elaborazione dei dati di urbanizzazione

Per la rappresentazione dell'urbanizzazione sono stati utilizzati i raster del consumo di suolo prodotti da ISPRA nell'ambito del Sistema Nazionale per la Protezione dell'Ambiente. I dati relativi alla superficie edificata sono disponibili per gli anni 2006 e 2012 e, con frequenza annuale, per il periodo 2015–2023. Tali dataset costituiscono la base informativa per la costruzione della serie temporale del consumo di suolo utilizzata nella modellazione.
Ciascun raster è stato sottoposto a una fase di pre-processamento finalizzata all'uniformazione della rappresentazione del fenomeno nel tempo. In particolare, i raster sono stati riclassificati in forma binaria, assegnando valore pari a 1 alle superfici riconducibili alle classi di suolo consumato e impermeabilizzato secondo la classificazione ISPRA *(Tabella 4)*, e valore pari a 0 alle restanti superfici. Questa operazione ha consentito di rendere omogenea la codifica dell'urbanizzazione lungo l'intera serie temporale, facilitando il confronto tra i diversi anni disponibili.
I raster binari così ottenuti *(Figura 15)* rappresentano, per ciascun anno, la presenza o assenza di superfici urbanizzate e costituiscono l'input di base per le successive fasi di aggregazione spaziale e integrazione nel dataset finale.

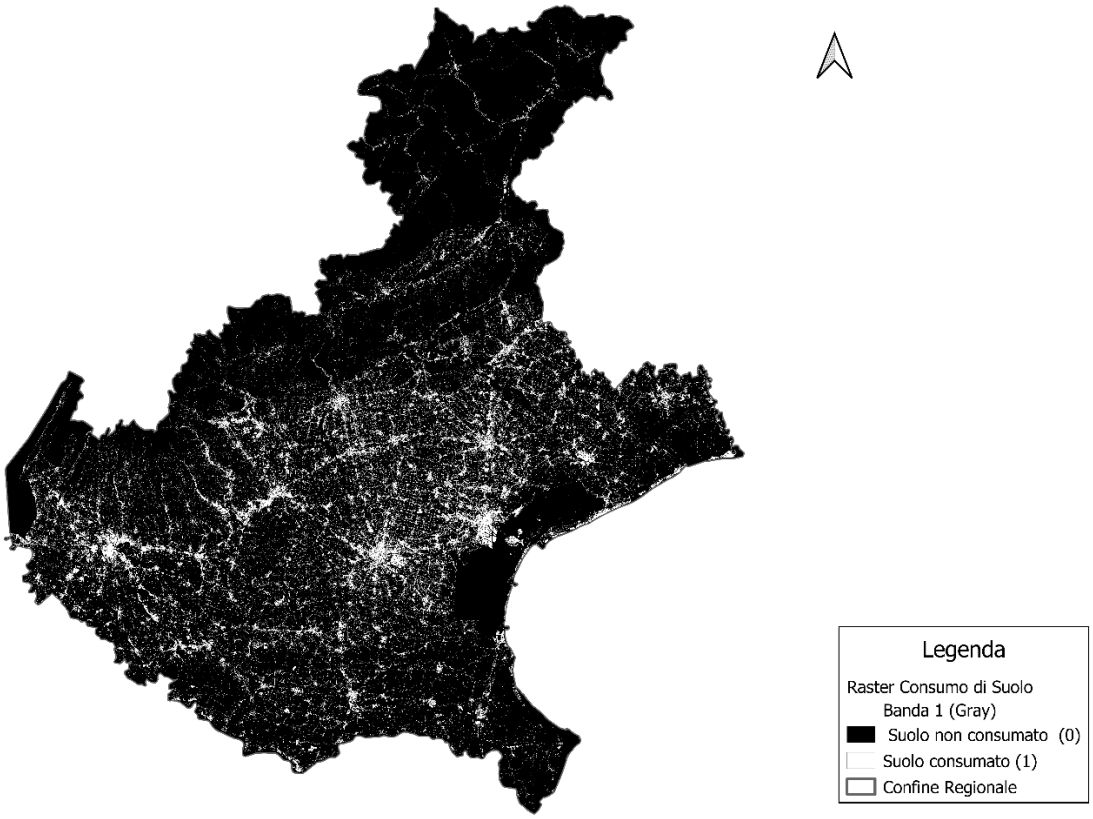


Figura 15 - Raster del consumo di suolo riclassificato in forma binaria (anno 2022).

4.4.2 Elaborazione dei dati demografici

Per la variabile demografica sono stati valutati diversi dataset disponibili a scala nazionale ed europea. È stato selezionato il dataset demografico prodotto da ISTAT, basato su una griglia regolare con celle di 1 km di lato, derivata dall'integrazione delle sezioni censuarie con modelli di redistribuzione spaziale

della popolazione sviluppati in ambito europeo (Eurostat). Tale dataset restituisce una rappresentazione geografica continua della popolazione ed è particolarmente adatto ad applicazioni di analisi spaziale e modellazione quantitativa.
In letteratura, alcuni studi di simulazione dell'espansione urbana utilizzano il numero di famiglie (households) come variabile demografica, in quanto rappresenta più direttamente l'unità che genera domanda di abitazioni e quindi di suolo urbanizzabile. Nel presente studio è stato tuttavia utilizzato il numero di abitanti, in quanto il dataset demografico disponibile con copertura spaziale continua e coerente con la scala di analisi del modello è quello prodotto da ISTAT su griglia regolare di 1 km. L'utilizzo della popolazione consente comunque di rappresentare in modo efficace la pressione demografica sul territorio e di integrare la variabile demografica all'interno del dataset spaziale utilizzato per la modellazione. La scelta è stata inoltre coerente con la fase sperimentale di costruzione e test del modello. In prospettiva, l'integrazione di dataset relativi al numero di famiglie potrebbe consentire di affinare ulteriormente la rappresentazione della domanda insediativa e migliorare la capacità interpretativa dei modelli predittivi applicati allo studio del consumo di suolo.
Il dato demografico, fornito in formato vettoriale, è stato inizialmente ritagliato sull'area di interesse (Regione Veneto) e successivamente convertito in formato raster, mantenendo la risoluzione spaziale originaria di 1 km. La rasterizzazione consente di associare a ciascuna cella un valore continuo rappresentativo del numero di abitanti presenti; nei casi in cui non siano presenti abitanti, il valore assunto è pari a 0.
Al fine di preservare l'informazione puntuale associata a ciascuna cella e di evitare le semplificazioni legate all'utilizzo del centroide di poligoni estesi, il raster demografico è stato successivamente trasformato in un layer puntuale mediante l'operazione di conversione raster–punti disponibile in ambiente QGIS. In questa fase, a ciascun pixel viene associato un punto georiferito caratterizzato dalle coordinate spaziali (X, Y) e dal valore della variabile demografica. Il layer risultante è stato quindi esportato in formato CSV, costituendo l'input tabellare della variabile demografica per la modellazione.

4.4.3 Elaborazione dei dati di vincolo territoriale e ambientale

Una procedura analoga è stata adottata per la preparazione dei dati relativi ai vincoli territoriali e ambientali. In particolare, sono stati considerati i raster relativi alle aree protette e ai siti appartenenti alla rete Natura 2000 *(Figura 16)*, nonché i raster dei vincoli idraulici e del rischio frana (PAI/PSDA) *(Figura 17)*, derivati da fonti ufficiali ISPRA e SNPA. I raster dei vincoli territoriali utilizzati nell'analisi presentano una risoluzione spaziale pari a 10 m × 10 m.
Tutti i vincoli territoriali considerati sono stati codificati in forma binaria, attribuendo valore pari a 1 alle aree soggette a vincolo e valore pari a 0 alle restanti aree, ad eccezione del vincolo idraulico. Tale codifica binaria consente di rappresentare in modo esplicito la presenza o assenza di limitazioni alla trasformazione del suolo, mantenendo una struttura dei dati coerente con quella adottata per le altre variabili del dataset.

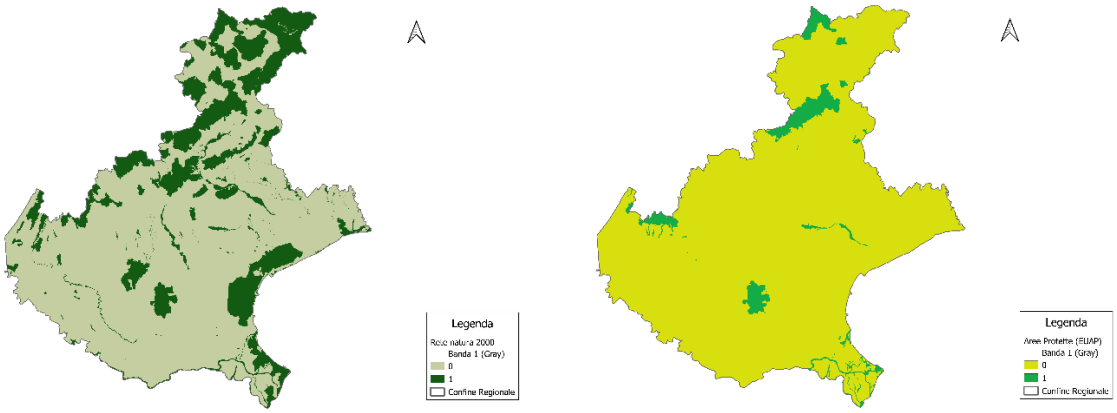


Figura 16 - Raster ricalssificato per le Aree protete e Rete Natura 2000 in forma binaria.

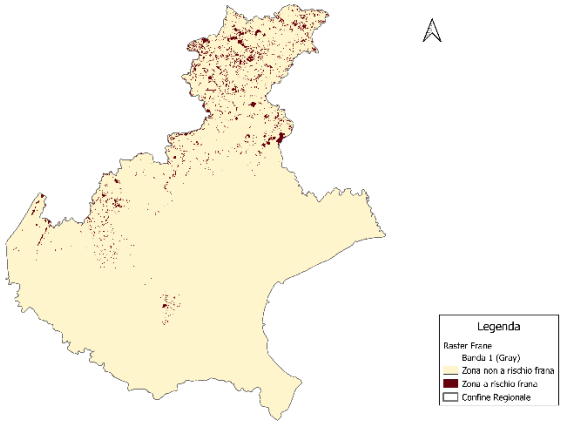


Figura 17- Raster del rischio Frane (PAI/PSDA) riclassificato in forma binaria.

Il vincolo idraulico è stato invece trattato mantenendo una classificazione multiclasse *(Figura 18)*, coerente con la struttura informativa originaria dei dati PAI/PSDA. In questo caso, il territorio è stato suddiviso in quattro classi distinte: aree senza rischio idraulico, aree a basso rischio, aree a medio rischio e aree ad alto rischio. Tale scelta consente di preservare il gradiente di pericolosità idraulica e di valutare in modo più articolato l'influenza del rischio idraulico sulle dinamiche di urbanizzazione, evitando una semplificazione eccessiva dell'informazione.

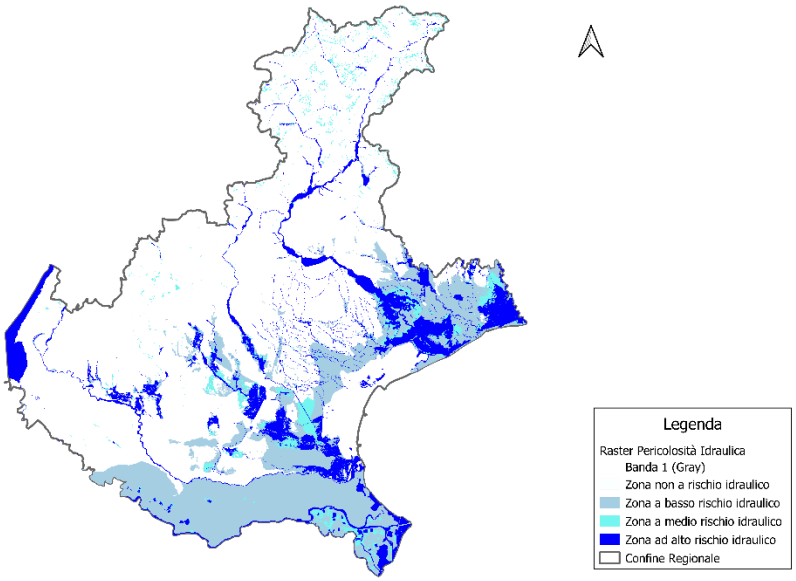


Figura 18 - Raster del rischio idraulico (PAI/PSDA) riclassificato in forma multiclasse (Zona non a rischio, rischio basso, medio e alto).

I raster dei vincoli sono stati preliminarmente ritagliati sull'estensione regionale del Veneto e successivamente sull'area di studio circoscritta all'analisi e integrati nei rispettivi strati informativi, mantenendo una risoluzione spaziale coerente con quella dei raster di input. Infine, anche per i vincoli territoriali, i raster risultanti sono stati trasformati in layer puntuali mediante conversione raster–punti, ottenendo file contenenti coordinate spaziali e valori associati ai vincoli, successivamente esportati in formato CSV per l'integrazione nel dataset finale.

4.4.4 Integrazione dei dataset e struttura finale dei dati

Le procedure descritte hanno prodotto una serie di file CSV, ciascuno rappresentativo di uno specifico strato informativo raster (urbanizzazione, popolazione, vincoli), tutti riferiti a una base spaziale coerente. Tali dataset costituiscono la base informativa per le successive operazioni di aggregazione su griglia regolare (500 × 500 m) e per la costruzione del dataset finale utilizzato nella modellazione.
In questo modo, per ciascuna unità spaziale di analisi è possibile associare in modo coerente l'informazione relativa alla presenza di superfici urbanizzate, alla dinamica demografica e alla presenza di vincoli territoriali, garantendo una struttura dei dati compatibile sia con i modelli autoregressivi sia con i modelli di Machine Learning. A partire da questa base informativa comune, nel paragrafo successivo vengono descritte la costruzione formale del dataset e la predisposizione degli input per i modelli predittivi.

4.4.5 Costruzione del dataset e impostazione dei modelli predittivi

La previsione del consumo di suolo è stata formulata come un problema di apprendimento supervisionato e, in parallelo, come un problema di regressione dinamica tramite modello autoregressivo con input esogeni (ARX). L'unità elementare di analisi è rappresentata dalla cella della griglia regolare 500 × 500 m, definita nel *par.4.4*, che costituisce il riferimento spaziale comune per l'integrazione delle

variabili territoriali e temporali.
Il dataset finale è costituito da un insieme di osservazioni spaziali (celle), ciascuna associata a una serie temporale delle variabili disponibili e a un set di attributi statici relativi ai vincoli territoriali e ambientali. Tale struttura consente un utilizzo coerente del medesimo impianto informativo sia nei modelli di tipo autoregressivo sia nei modelli di Machine Learning supervisionato.

4.4.5.1 Variabili e struttura dei dati

Le variabili temporali includono la superficie urbanizzata, espressa come quota percentuale di area impermeabilizzata all'interno di ciascuna cella, e la popolazione, utilizzata come variabile esogena di tipo socio-demografico *(par4.4.2)*. I dati relativi alla superficie urbanizzata derivano dai raster ISPRA riclassificati *(par. 4.4.1)* e risultano disponibili per l'arco temporale 2006 - 2012 e, con frequenza annuale, per il periodo 2015–2023. Al fine di garantire continuità temporale nella costruzione delle serie storiche, i valori mancanti sono stati ricostruiti mediante interpolazione.
Le variabili di vincolo territoriale, trattate come attributi statici associati a ciascuna cella, includono: la presenza di aree protette (EUAP), i siti della Rete Natura 2000, le aree a rischio frana e la pericolosità idraulica. I vincoli relativi alle aree protette, alla rete Natura 2000 e al rischio frana sono codificati in forma binaria (0/1), mentre la pericolosità idraulica è rappresentata mediante una classificazione multiclasse coerente con i dati PAI/PSDA, al fine di preservare il gradiente di rischio *(par. 4.4.3)*.

4.4.5.2 Formulazione e impostazione dei modelli di Machine Learning

Dal punto di vista formale, la previsione del consumo di suolo è stata impostata come un problema di regressione supervisionata. Sia $X_t \in \mathbb{R}^n$ il vettore delle variabili esplicative associate a ciascuna cella della griglia al tempo t, comprendente la popolazione, i valori ritardati della superficie urbanizzata e le variabili di vincolo territoriale. La variabile di output y_t rappresenta la quota percentuale di superficie urbanizzata all'interno della cella.
Il problema predittivo può essere espresso come:

$$\hat{y}_{t+\Delta t} = f(X_t)$$

dove $\hat{y}_{t+\Delta t}$ è la stima della superficie urbanizzata a un orizzonte temporale futuro Δt, con $\Delta t = 5$ e $\Delta t = 10$ anni, e $f(\cdot)$ rappresenta la funzione di regressione appresa dal modello.
Al fine di incorporare la dimensione temporale nella struttura dei dati, il vettore delle variabili esplicative è stato esteso includendo variabili ritardate (lag), ottenendo una rappresentazione del tipo:

$$X_t = [y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, u_{t-1}, u_{t-2}, \dots, z]$$

dove u_t rappresenta la popolazione e z l'insieme delle variabili di vincolo territoriale, trattate come attributi statici.
L'addestramento dei modelli è stato effettuato minimizzando una funzione di errore di tipo quadratico medio:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

utilizzando i dati relativi al periodo 2015–2021, mentre gli anni 2022–2023 sono stati riservati alla validazione delle prestazioni predittive. I modelli considerati includono un modello di regressione

lineare (Least Squares) e tre modelli non lineari (Regression Tree, Random Forest e Neural Network), descritti nel *par. 4.2*.

4.4.5.3 Formulazione e impostazione del modello ARX

In parallelo ai modelli di Machine Learning, è stato implementato un modello autoregressivo con input esogeni (ARX) per descrivere l'evoluzione temporale della superficie urbanizzata. Per ciascuna cella, la variabile di output $y(t)$ è definita come la quota percentuale di superficie urbanizzata al tempo t, mentre la variabile esogena $u(t)$ rappresenta la popolazione associata alla cella nello stesso istante temporale.
Il modello ARX è espresso nella forma:

$$y(t) = \sum_{i=1}^{p} a_i \; y(t-i) + \sum_{j=1}^{q} b_j \; u(t-j) + \varepsilon(t)$$

dove a_i e b_j sono i parametri del modello, p e q rappresentano rispettivamente l'ordine autoregressivo e il numero di ritardi associati alla variabile esogena, ed $\varepsilon(t)$ è un termine di errore che raccoglie gli effetti non esplicitamente modellati.
La selezione degli ordini p e q è stata effettuata mediante criteri informativi, in particolare l'Akaike Information Criterion (AIC) e il Bayesian Information Criterion (BIC), al fine di individuare configurazioni del modello parsimoniose e ridurre il rischio di sovra-parametrizzazione. La stima dei parametri è stata condotta mediante tecniche di regressione lineare basate sui minimi quadrati, garantendo una calibrazione efficiente e un'elevata interpretabilità dei coefficienti stimati.
Analogamente ai modelli di Machine Learning, anche per il modello ARX la validazione è stata effettuata escludendo gli anni 2022–2023 dalla fase di calibrazione, utilizzati esclusivamente per la verifica delle capacità predittive del modello su un orizzonte temporale non osservato.

Capitolo 5 - Risultati

Abstract Capitolo

I risultati delle simulazioni di consumo di suolo sono restituiti mediante una rappresentazione cartografica finalizzata a descrivere la distribuzione spaziale delle variazioni di impermeabilizzazione previste nell'area di studio. Gli output numerici dei modelli (ARX/Least Squares, Regression Tree, Random Forest e Neural Network), prodotti in formato CSV per gli orizzonti 2023–2028 e 2023–2033, sono stati trasformati in mappe tematiche in ambiente QGIS attraverso una griglia regolare (fishnet) di celle 500×500 m, garantendo coerenza spaziale e confrontabilità tra approcci. Per ciascun modello sono rappresentati lo stato iniziale dell'impermeabilizzazione al 2023, la variazione percentuale prevista e la variazione assoluta in ettari, adottando una classificazione uniforme delle legende. Le sezioni successive illustrano le previsioni a 5 e 10 anni, includono confronti a coppie tra modelli per evidenziare differenze nei pattern spaziali di crescita e integrano una lettura quantitativa basata sul confronto tra dati osservati ISPRA e valori simulati, fino al dettaglio comunale. Il capitolo si conclude con una sintesi aggregata delle superfici urbanizzate previste al 2028 e al 2033 e dei relativi indicatori di accuratezza (RMSE%).

5.1 Restituzione cartografica delle previsioni dei modelli

I risultati delle simulazioni di consumo di suolo sono presentati attraverso una restituzione cartografica finalizzata a rappresentare la distribuzione spaziale delle variazioni di impermeabilizzazione previste nell'area di studio. Le mappe costituiscono il principale strumento di lettura dei risultati modellistici e consentono di analizzare le differenze tra i diversi approcci predittivi in termini di intensità, localizzazione e continuità dei processi di urbanizzazione simulati.
Gli output prodotti dai modelli sono costituiti da dataset tabellari in formato CSV, contenenti le stime di consumo di suolo previste per due distinti orizzonti temporali: un orizzonte a cinque anni (2023–2028) e uno a dieci anni (2023–2033). Al fine di rendere tali risultati interpretabili dal punto di vista territoriale, è stata effettuata una fase di elaborazione geografica in ambiente QGIS, orientata alla trasformazione degli output numerici in mappe tematiche.
La restituzione cartografica è stata realizzata mediante la suddivisione dell'area di studio in una griglia regolare (fishnet) con celle di dimensione pari a 500 × 500 metri. A ciascuna cella della griglia è stato associato il valore di consumo di suolo previsto dal modello, consentendo di attribuire a ogni unità spaziale una stima puntuale della variazione di impermeabilizzazione. Questa impostazione garantisce la coerenza tra la struttura spaziale dei risultati e quella adottata nella fase di modellazione, oltre a permettere un confronto omogeneo tra le simulazioni prodotte dai diversi modelli.
Le mappe si riferiscono all'area di studio individuata a scala provinciale e comprendono il Comune di Padova e i comuni della cintura urbana circostante, caratterizzati da differenti livelli di urbanizzazione e da dinamiche insediative eterogenee. Tale contesto territoriale consente di analizzare le previsioni modellistiche sia all'interno del nucleo urbano consolidato sia nei settori periurbani e di margine.
Per ciascun modello e per ciascun orizzonte temporale sono state prodotte tre tipologie di mappe:

(i) la distribuzione percentuale del suolo impermeabilizzato al 2023, assunta come stato iniziale;

(ii) a variazione percentuale prevista della superficie impermeabilizzata nei due orizzonti temporali considerati (2023–2028 e 2023–2033);

(iii) la variazione assoluta della superficie impermeabilizzata nei medesimi intervalli temporali,

espressa in ettari.

Le mappe sono state classificate secondo intervalli di variazione predefiniti e uniformi per tutti i modelli, al fine di rendere confrontabili le simulazioni e di facilitare la lettura delle differenze spaziali tra gli approcci adottati.
L'adozione di una classificazione omogenea delle legende consente una lettura comparativa immediata dei risultati, evidenziando le aree caratterizzate da incrementi nulli o contenuti e quelle in cui si concentrano le variazioni più significative. In questo modo, la restituzione cartografica non si limita a una rappresentazione descrittiva delle previsioni, ma costituisce uno strumento analitico per l'interpretazione spaziale dei risultati modellistici, che vengono approfonditi nelle sezioni successive del capitolo.

5.2 Restituzione cartografica dei modelli - Previsione a 5 anni

Nel presente paragrafo sono riportate le restituzioni cartografiche delle previsioni di urbanizzazione a 5 anni (2023–2028) ottenute mediante i modelli considerati. Per ciascun modello vengono analizzate tre rappresentazioni: lo stato attuale dell'impermeabilizzazione al 2023, la variazione percentuale prevista e la corrispondente variazione espressa in ettari. Le mappe consentono di valutare la distribuzione spaziale delle dinamiche di crescita urbana e di individuare i principali ambiti interessati da incrementi dell'impermeabilizzazione.

5.2.1 Modello Least Squares (ARX) - Previsione a 5 anni

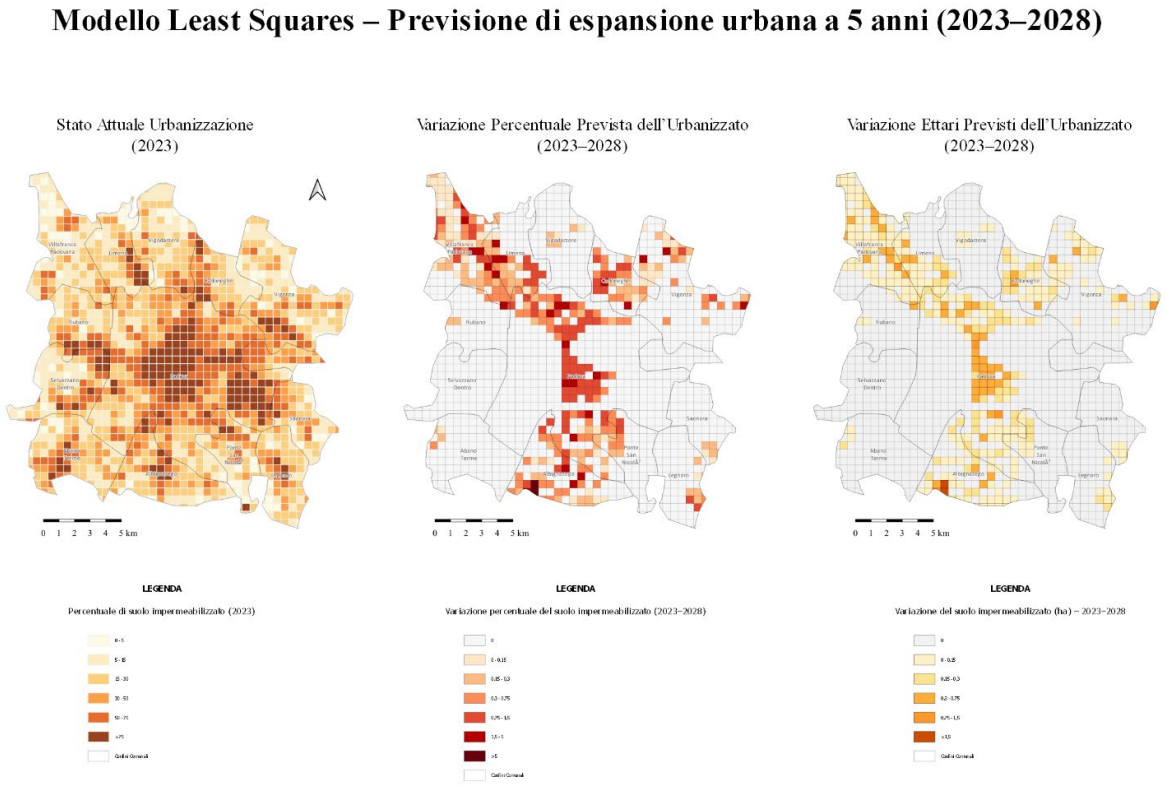


Figura 19 - Modello Least Squares, previsione a 5 anni (2023–2028): percentuale di suolo impermeabilizzato al 2023; variazione percentuale prevista; variazione in ettari prevista.

5.2.1.1 Mappa dello stato attuale dell'urbanizzazione (2023)

La distribuzione dell'impermeabilizzazione al 2023 evidenzia un quadro coerente con la struttura urbana policentrica della cintura padovana. Le aree a maggiore intensità di impermeabilizzazione si concentrano nel comune di Padova, dove si osservano valori superiori al 75%, estesi anche ad alcune celle dei comuni di Albignasego e Ponte San Nicolò. Tali porzioni, corrispondenti al nucleo urbano consolidato, riflettono la continuità del tessuto edificato e la presenza di zone produttive e direzionali ad alta densità infrastrutturale. La fascia 50–75% interessa le aree immediatamente periferiche, in particolare lungo gli assi viari principali e in prossimità dei centri di Cadoneghe, Rubano e Abano Terme, dove la pressione urbana è elevata ma permane una parziale presenza di superfici permeabili. La classe 15–30% costituisce la percentuale prevalente dei pixel dell'area di studio e si distribuisce in modo diffuso nella cintura periurbana e nei comuni di Selvazzano Dentro, Vigonza e Legnaro. Tali zone, caratterizzate da un tessuto residenziale sparso e dalla presenza di attività produttive minori, rappresentano la tipica morfologia della campagna urbanizzata padovana. La fascia 0–5%, estesa soprattutto nei settori settentrionali e meridionali più esterni, interessa aree ancora prevalentemente agricole o naturali, con un basso grado di antropizzazione. Essa occupa una porzione significativa della superficie complessiva, contribuendo a delineare un gradiente urbano che decresce progressivamente dal centro di Padova verso le aree rurali. Nel complesso, la mappa mostra una graduale attenuazione dell'impermeabilizzazione procedendo dal centro urbano verso la periferia, delineando una transizione continua fra la città compatta e il territorio agricolo frammentato, in piena coerenza con il modello insediativo diffuso della pianura veneta.

5.2.1.2 Mappa della variazione percentuale e in ettari (2023–2028)

La mappa rappresenta la variazione percentuale del suolo impermeabilizzato prevista nel periodo 2023–2028 mediante il modello Least Squares, espressa su griglia regolare e articolata in classi percentuali progressive. La distribuzione spaziale evidenzia una prevalenza delle classi di incremento più basse (0–0,15% e 0,15–0,3%), che interessano gran parte delle celle dell'area di studio, indicando una dinamica di crescita complessivamente contenuta.

Le classi di variazione intermedia (0,3–0,75% e 0,75–1,5%) risultano concentrate principalmente lungo un asse di continuità urbana che attraversa il comune di Padova in direzione nord–sud, estendendosi verso i comuni di Limena, Cadoneghe e Albignasego. In tali settori, la distribuzione delle celle evidenzia una maggiore coerenza spaziale, con aggregazioni contigue che riflettono la struttura del tessuto urbano esistente.

Le classi di incremento più elevate (1,5–5% e >5%) sono limitate a un numero ristretto di celle e si distribuiscono in modo puntuale, in particolare nel settore meridionale dell'area di studio e in alcune porzioni localizzate dei comuni di Albignasego e Villafranca Padovana. Tali valori elevati non risultano diffusi, ma appaiono circoscritti e discontinui, suggerendo episodi localizzati di trasformazione piuttosto che processi di espansione generalizzata.

Nei comuni di Ponte San Nicolò, Vigonza e Legnaro, le variazioni percentuali risultano prevalentemente contenute nelle classi più basse, con una distribuzione discontinua delle celle interessate. In altri contesti, come nel caso di Noventa Padovana, la presenza di celle con variazioni percentuali apprezzabili è limitata o assente.

Alla lettura percentuale dei risultati si affianca l'analisi della variazione assoluta del suolo impermeabilizzato, espressa in ettari, che consente di inquadrare l'entità quantitativa delle trasformazioni simulate dal modello.

La variazione del suolo impermeabilizzato prevista dal modello Least Squares, espressa in termini assoluti, è articolata in classi di incremento progressivo comprese tra valori nulli e superiori a 1,5 ha per

cella. La classe nulla (0 ha) risulta ampiamente rappresentata, indicando l'assenza di variazioni in una quota significativa delle celle analizzate.
Le classi di incremento più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha) costituiscono la componente prevalente delle variazioni simulate, evidenziando che la maggior parte degli incrementi assoluti si colloca entro valori molto contenuti. Le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) risultano meno frequenti, mentre la classe di incremento più elevato (>1,5 ha) interessa un numero limitato di celle.

5.2.2 Modello Regression Tree - Previsione a 5 anni

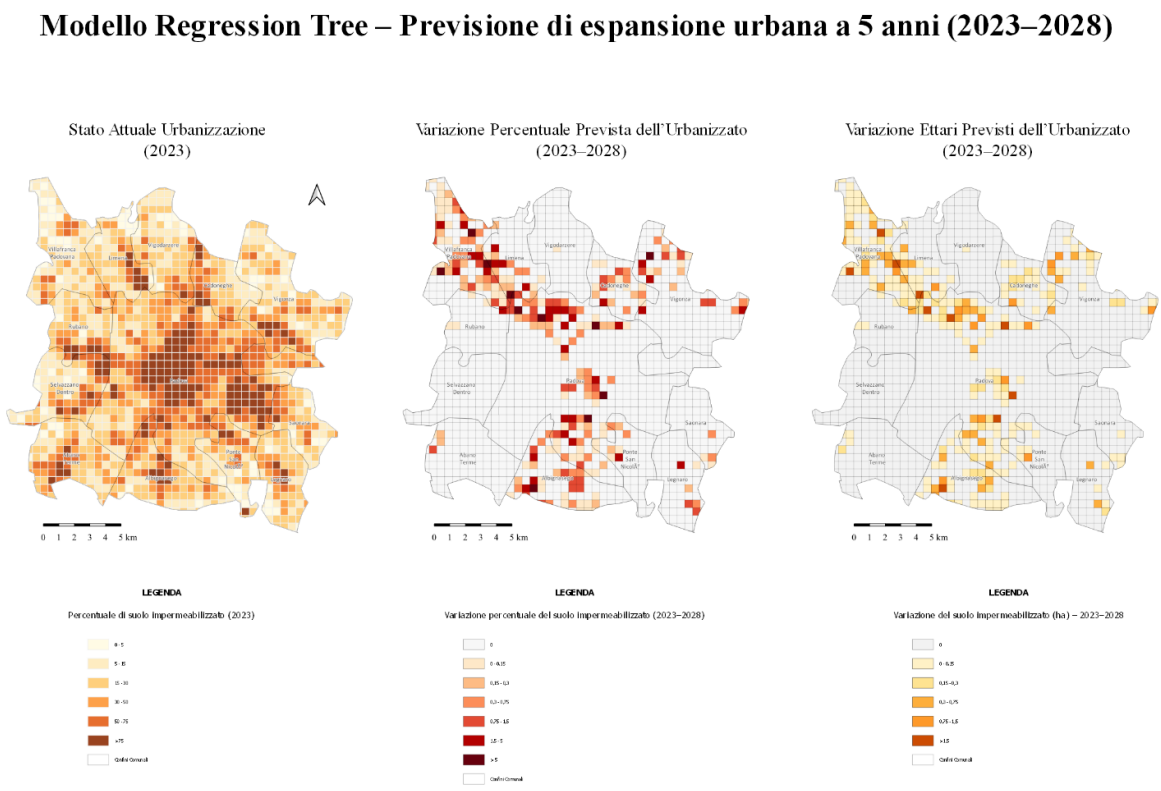


Figura 20 - Modello Regression Tree, previsione a 5 anni (2023–2028): percentuale di suolo impermeabilizzato al 2023; variazione percentuale prevista; variazione in ettari prevista.

5.2.2.1 Mappa della variazione percentuale e in ettari (2023–2028)

La mappa rappresenta la variazione percentuale del suolo impermeabilizzato prevista nel periodo 2023–2028 mediante il modello RT, espressa su griglia regolare e articolata in classi percentuali progressive. La distribuzione spaziale evidenzia una presenza diffusa di incrementi percentuali, con una rilevante rappresentazione delle classi di variazione intermedia e alta. Le classi di incremento più basse (0–0,15% e 0,15–0,3%) risultano comunque ampiamente distribuite sull'area di studio, ma si alternano frequentemente a celle caratterizzate da incrementi più elevati, delineando un quadro spaziale eterogeneo.
Le classi di variazione intermedia (0,3–0,75% e 0,75–1,5%) risultano diffuse lungo l'asse urbano che attraversa il territorio in direzione nord–sud, interessando il comune di Padova e i settori limitrofi, ma con una configurazione meno continua e più frammentata. In tali aree, le celle con incremento

percentuale appaiono spesso isolate o organizzate in piccoli cluster discontinui.
Le classi di incremento più elevate (1,5–5% e >5%) sono presenti in modo puntuale e distribuite in diversi settori dell'area di studio, senza concentrarsi esclusivamente in un'unica direttrice spaziale. Tali valori elevati risultano associati a celle isolate o a limitati raggruppamenti, suggerendo una risposta del modello caratterizzata da una maggiore variabilità locale delle previsioni.
Nei comuni di Ponte San Nicolò, Vigonza e Legnaro, le variazioni percentuali risultano prevalentemente contenute nelle classi più basse, pur in presenza di alcune celle con incrementi più elevati distribuite in modo discontinuo. In altri contesti, come nel caso di Noventa Padovana e Rubano, la presenza di celle con variazioni percentuali significative appare complessivamente limitata.
Alla lettura percentuale dei risultati si affianca l'analisi della variazione assoluta del suolo impermeabilizzato, espressa in ettari, che consente di inquadrare l'entità quantitativa delle trasformazioni simulate dal modello RT. La variazione del suolo impermeabilizzato, espressa in termini assoluti, è articolata in classi di incremento comprese tra valori nulli e superiori a 1,5 ha per cella. La classe nulla (0 ha) risulta ampiamente rappresentata, indicando l'assenza di variazioni in una quota significativa delle celle analizzate.
Le classi di incremento più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha) costituiscono la componente prevalente delle variazioni simulate, mentre le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) risultano presenti in modo diffuso ma non dominante. La classe di incremento più elevato (>1,5 ha) interessa un numero limitato di celle, distribuite in modo puntuale sul territorio.
Nel complesso, la distribuzione delle classi di variazione in ettari indica che il modello RT simula incrementi assoluti generalmente contenuti, associati a una marcata eterogeneità spaziale delle previsioni.

5.2.3 Modello Random Forest - Previsione a 5 anni

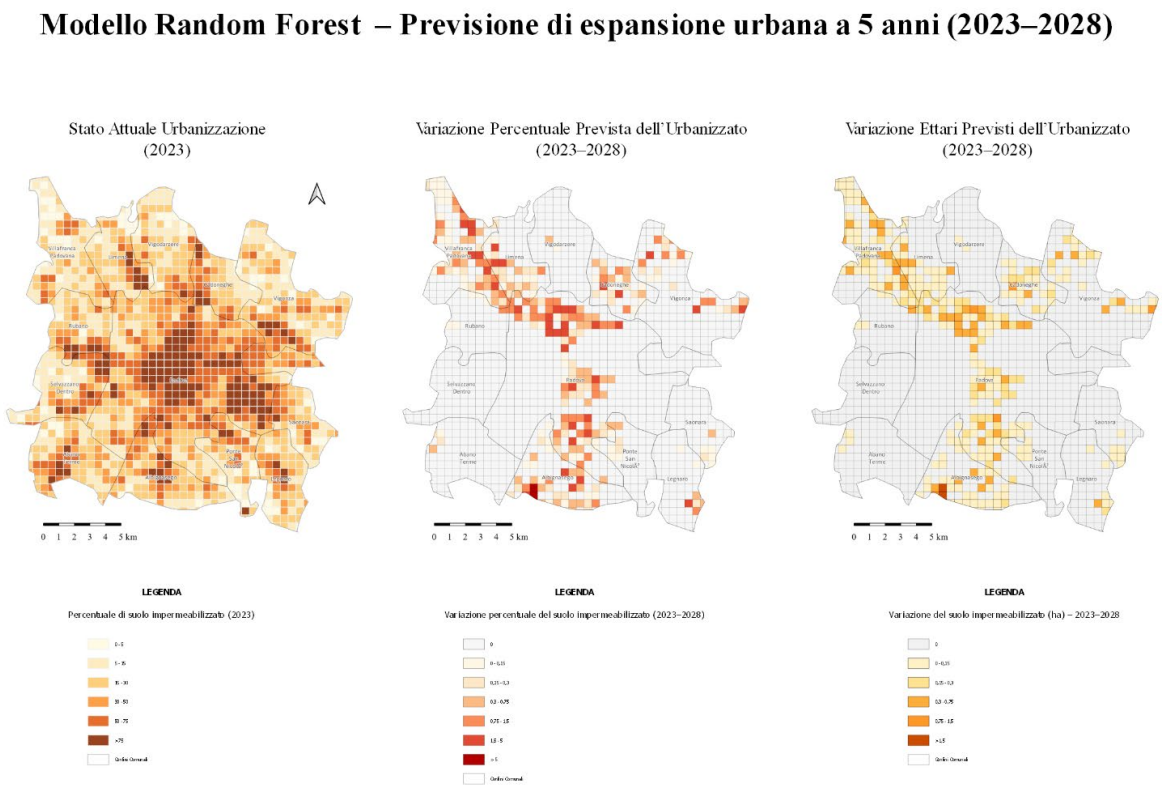


Figura 21- Modello Random Forest, previsione a 5 anni (2023–2028): percentuale di suolo impermeabilizzato al 2023; variazione percentuale prevista; variazione in ettari prevista.

5.2.3.1 Variazione percentuale e in ettari (2023–2028)

La mappa rappresenta la variazione percentuale del suolo impermeabilizzato prevista nel periodo 2023–2028 mediante il modello Random Forest, espressa su griglia regolare e articolata in classi percentuali progressive. La distribuzione spaziale evidenzia una prevalenza delle classi di incremento più basse (0–0,15% e 0,15–0,3%), che interessano una parte consistente delle celle dell'area di studio, indicando una dinamica di crescita complessivamente contenuta. Tali classi risultano particolarmente diffuse nei settori periferici e nei comuni esterni rispetto al nucleo urbano centrale.

Le classi di variazione intermedia (0,3–0,75% e 0,75–1,5%) risultano concentrate lungo un asse di continuità urbana che attraversa il territorio in direzione nord–sud, interessando il comune di Padova e le aree limitrofe. In questi settori, le celle con incremento percentuale mostrano una distribuzione discontinua, con aggregazioni di dimensione limitata alternate a celle prive di variazione.

Le classi di incremento più elevate (1,5–5% e >5%) sono limitate a un numero ristretto di celle e si distribuiscono in modo puntuale, con presenze localizzate soprattutto nel settore meridionale dell'area di studio e in alcune porzioni dei comuni di Albignasego e Villafranca Padovana. Tali valori elevati non risultano diffusi, ma appaiono circoscritti e isolati nel contesto territoriale.

Nei comuni di Ponte San Nicolò, Vigonza e Legnaro, le variazioni percentuali risultano prevalentemente contenute nelle classi più basse, con una distribuzione frammentata delle celle interessate. In altri contesti, come nel caso di Noventa Padovana e Rubano, la presenza di celle con variazioni percentuali apprezzabili appare limitata.

Alla lettura percentuale dei risultati si affianca l'analisi della variazione assoluta del suolo impermeabilizzato, espressa in ettari, che consente di inquadrare l'entità quantitativa delle trasformazioni simulate dal modello Random Forest. La variazione del suolo impermeabilizzato, espressa in termini assoluti, è articolata in classi di incremento comprese tra valori nulli e superiori a 1,5 ha per cella. La classe nulla (0 ha) risulta ampiamente rappresentata, indicando l'assenza di variazioni in una quota significativa delle celle analizzate.

Le classi di incremento più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha) costituiscono la componente prevalente delle variazioni simulate, mentre le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) risultano presenti in modo diffuso ma non dominante. La classe di incremento più elevato (>1,5 ha) interessa un numero limitato di celle, distribuite in modo puntuale sul territorio.

Nel complesso, la distribuzione delle classi di variazione in ettari indica che il modello Random Forest simula incrementi assoluti generalmente contenuti, con una distribuzione spaziale frammentata delle celle interessate.

5.2.4 Modello a Rete Neurale - Previsione a 5 anni

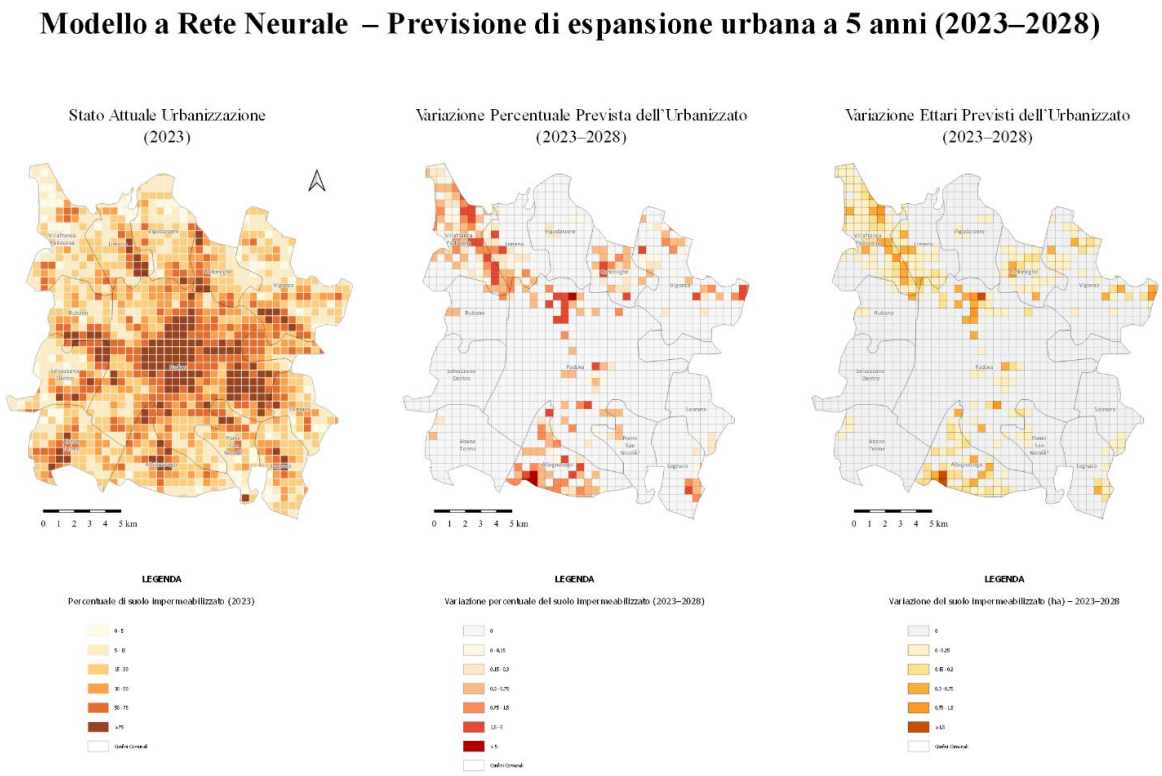


Figura 22 - Modello Rete Neurale, previsione a 5 anni (2023–2028): percentuale di suolo impermeabilizzato al 2023; variazione percentuale prevista; variazione in ettari prevista.

5.2.4.1 Mappe della variazione percentuale e in ettari (2023–2028)

La mappa rappresenta la variazione percentuale del suolo impermeabilizzato prevista nel periodo 2023–2028 mediante il modello di Rete Neurale, espressa su griglia regolare e articolata in classi percentuali progressive. La distribuzione spaziale evidenzia una prevalenza delle classi di incremento più basse (0–0,15% e 0,15–0,3%), che interessano una parte consistente delle celle dell'area di studio, indicando una dinamica di crescita complessivamente contenuta.

Le classi di variazione intermedia (0,3–0,75% e 0,75–1,5%) risultano distribuite in modo discontinuo lungo l'asse urbano che attraversa il territorio in direzione nord–sud, interessando il comune di Padova e alcune aree limitrofe. In tali settori, le celle con incremento percentuale appaiono spesso isolate o organizzate in piccoli cluster, senza configurare pattern di continuità spaziale marcata.

Le classi di incremento più elevate (1,5–5% e >5%) sono limitate a un numero ristretto di celle e si distribuiscono in modo puntuale in diversi settori dell'area di studio. Tali valori elevati risultano localizzati prevalentemente in alcune porzioni dei comuni di Albignasego e Villafranca Padovana, ma sono presenti anche in modo isolato all'interno del comune di Padova. Nel complesso, queste celle ad alta variazione appaiono circoscritte e discontinui, non configurando ambiti estesi di incremento diffuso.

Nei comuni di Ponte San Nicolò, Vigonza e Legnaro, le variazioni percentuali risultano prevalentemente contenute nelle classi più basse, con una distribuzione frammentata delle celle interessate. In altri contesti, come nel caso di Noventa Padovana e Rubano, la presenza di celle con variazioni percentuali apprezzabili appare limitata.

Alla lettura percentuale dei risultati si affianca l'analisi della variazione assoluta del suolo

impermeabilizzato, espressa in ettari, che consente di inquadrare l'entità quantitativa delle trasformazioni simulate dal modello di Rete Neurale. La variazione del suolo impermeabilizzato, espressa in termini assoluti, è articolata in classi di incremento comprese tra valori nulli e superiori a 1,5 ha per cella. La classe nulla (0 ha) risulta ampiamente rappresentata, indicando l'assenza di variazioni in una quota significativa delle celle analizzate.
Le classi di incremento più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha) costituiscono la componente prevalente delle variazioni simulate, mentre le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) risultano meno frequenti. La classe di incremento più elevato (>1,5 ha) interessa un numero limitato di celle, distribuite in modo puntuale sul territorio.

5.3 Restituzione cartografica dei modelli previsione a 10 anni

Il presente paragrafo ripropone la restituzione cartografica delle previsioni di urbanizzazione estese a un orizzonte temporale di 10 anni (2023–2033), secondo le medesime modalità descritte nel *par 5.2.* Per ciascun modello vengono pertanto analizzati lo stato iniziale dell'impermeabilizzazione, la variazione percentuale prevista e la variazione assoluta espressa in ettari, con riferimento al periodo di simulazione considerato.

5.3.1 Modello Least Squares - Previsione a 10 anni

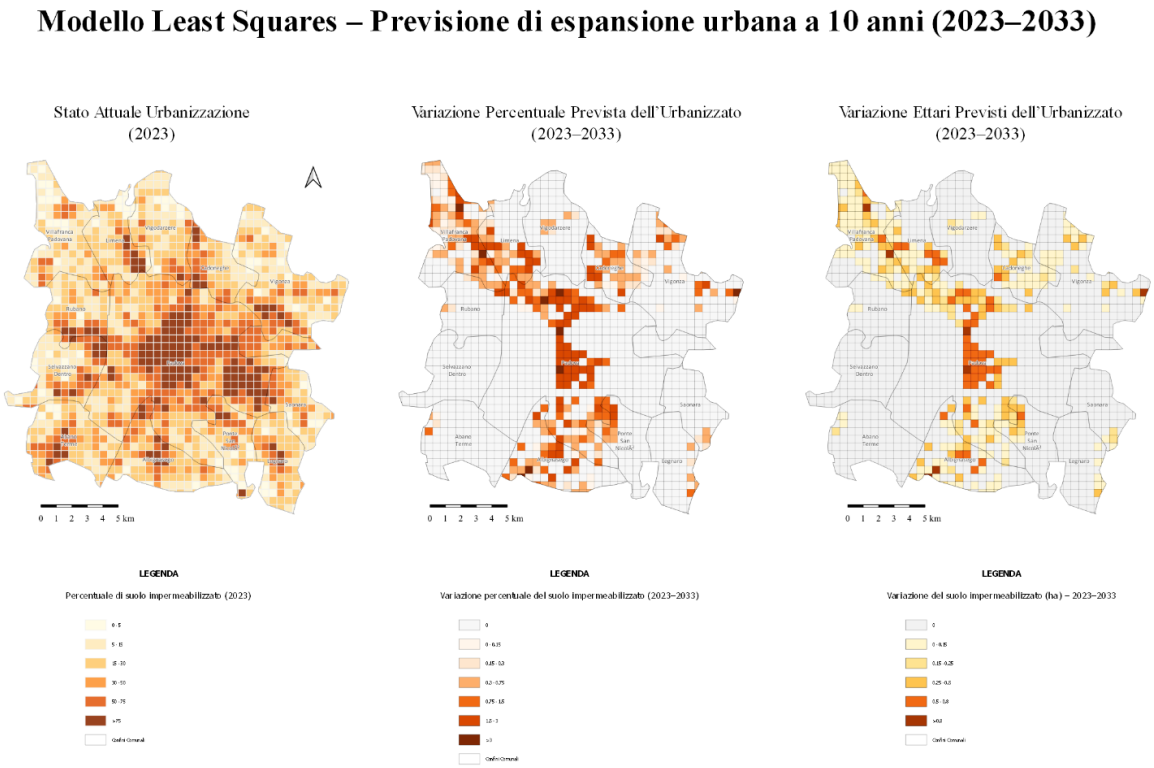


Figura 23 - Modello Least Squares, previsione a 10 anni (2023–2033): percentuale di suolo impermeabilizzato al 2023; variazione percentuale prevista; variazione in ettari prevista.

5.3.1.1 Mappe della variazione percentuale e in ettari (2023–2033)

La mappa rappresenta la variazione percentuale del suolo impermeabilizzato prevista nel periodo 2023–2033 mediante il modello Least Squares, espressa su griglia regolare e articolata in classi percentuali progressive. La distribuzione spaziale evidenzia una diffusione degli incrementi generalmente contenuta, con una prevalenza delle classi di variazione più basse (0–0,15% e 0,15–0,3%), che interessano una parte significativa delle celle dell'area di studio.
Le classi di variazione intermedia (0,3–0,75% e 0,75–1,5%) risultano maggiormente rappresentate lungo un asse di continuità urbana che attraversa il territorio in direzione nord–sud, interessando il comune di Padova e le aree limitrofe. In tali settori, le celle con incremento percentuale mostrano una distribuzione relativamente continua, delineando pattern spaziali coerenti con la struttura del tessuto urbano esistente.
Le classi di incremento più elevate (1,5–3% e >3%) sono limitate a un numero ristretto di celle e si distribuiscono in modo puntuale. Tali valori elevati risultano localizzati prevalentemente lungo l'asse urbano centrale e nel settore meridionale dell'area di studio, con presenze isolate all'interno del comune di Padova e nel territorio comunale di Albignasego. È inoltre presente una cella appartenente alla classe di incremento maggiore (>3%) anche nel comune di Vigonza, confermando la comparsa di incrementi percentuali elevati seppur circoscritti e non diffusi.
Nei comuni di Ponte San Nicolò e Legnaro, le variazioni percentuali risultano prevalentemente contenute nelle classi più basse, con una distribuzione frammentata delle celle interessate. In altri contesti, come nel caso di Noventa Padovana e Rubano, la presenza di celle con variazioni percentuali apprezzabili appare limitata.
Alla lettura percentuale dei risultati si affianca l'analisi della variazione assoluta del suolo impermeabilizzato, espressa in ettari, che consente di inquadrare l'entità quantitativa delle trasformazioni simulate dal modello Least Squares sull'orizzonte decennale. La variazione del suolo impermeabilizzato, espressa in termini assoluti, è articolata in classi di incremento comprese tra valori nulli e superiori a 0,8 ha per cella. La classe nulla (0 ha) risulta ampiamente rappresentata, indicando l'assenza di variazioni in una quota rilevante delle celle analizzate.
Le classi di incremento più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,25 ha) costituiscono la componente prevalente delle variazioni simulate, mentre le classi intermedie (0,25–0,5 ha e 0,5–0,8 ha) risultano presenti in modo più diffuso. La classe di incremento più elevato (>0,8 ha) interessa un numero limitato di celle, distribuite in modo puntuale sul territorio.
Nel complesso, la distribuzione delle classi di variazione in ettari indica che il modello Least Squares simula, sull'orizzonte decennale, incrementi assoluti generalmente contenuti, coerenti con un processo di crescita progressiva e cumulativa del suolo impermeabilizzato.

5.3.2 Modello Regression Tree - Previsione a 10 anni

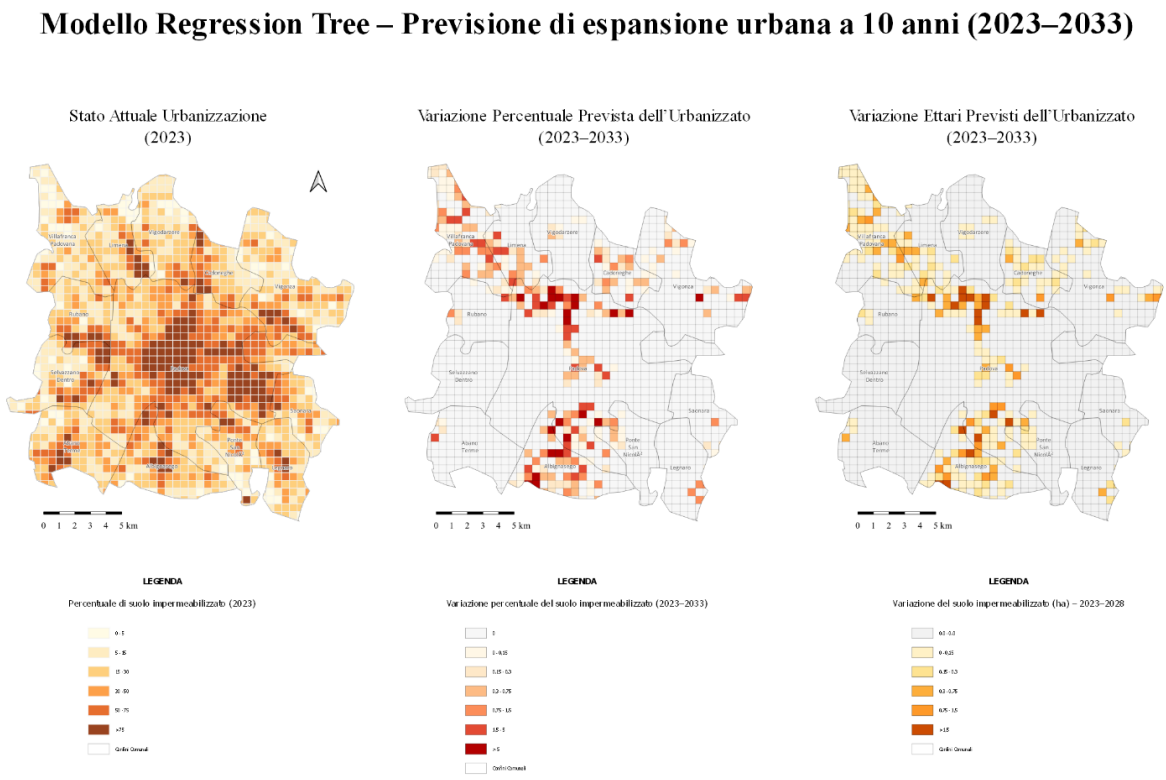


Figura 24 - Modello Regression Tree, previsione a 10 anni (2023–2033): percentuale di suolo impermeabilizzato al 2023; variazione percentuale prevista; variazione in ettari prevista.

5.3.2.1 Mappa della variazione percentuale e in ettari (2023–2033)

La mappa rappresenta la variazione percentuale del suolo impermeabilizzato prevista nel periodo 2023–2033 mediante il modello RT, espressa su griglia regolare e articolata in classi percentuali progressive. La distribuzione spaziale evidenzia una presenza diffusa di incrementi percentuali, con una rilevante rappresentazione delle classi di variazione intermedia e alta. Le classi di incremento più basse (0–0,15% e 0,15–0,3%) risultano comunque ampiamente distribuite sull'area di studio, ma si alternano frequentemente a celle caratterizzate da incrementi più elevati, delineando un quadro spaziale complessivamente eterogeneo.

Le classi di variazione intermedia (0,3–0,75% e 0,75–1,5%) risultano concentrate lungo un asse di continuità urbana che attraversa il territorio in direzione nord–sud, interessando il comune di Padova e le aree limitrofe. In tali settori, le celle con incremento percentuale mostrano una distribuzione discontinua, con aggregazioni di dimensione variabile alternate a celle prive di variazione.

Le classi di incremento più elevate (1,5–5% e >5%) sono presenti in modo puntuale ma relativamente frequente e si distribuiscono in diversi settori dell'area di studio. Tali valori elevati risultano localizzati soprattutto lungo l'asse urbano centrale e nel settore meridionale dell'area di studio, con presenze isolate all'interno del comune di Padova e con concentrazioni più evidenti nel territorio comunale di Albignasego, dove sono presenti celle appartenenti anche alla classe di incremento maggiore (>5%). Valori superiori al 5% risultano inoltre presenti in modo puntuale anche nel comune di Vigonza, confermando la presenza di incrementi percentuali elevati seppur circoscritti e non continui.

Nei comuni di Ponte San Nicolò e Legnaro, le variazioni percentuali risultano prevalentemente contenute nelle classi più basse, pur in presenza di alcune celle con incrementi più elevati distribuite in modo discontinuo. In altri contesti, come nel caso di Noventa Padovana e Rubano, la presenza di celle con variazioni percentuali apprezzabili appare limitata.
Alla lettura percentuale dei risultati si affianca l'analisi della variazione assoluta del suolo impermeabilizzato, espressa in ettari, che consente di inquadrare l'entità quantitativa delle trasformazioni simulate dal modello RT sull'orizzonte decennale. La variazione del suolo impermeabilizzato, espressa in termini assoluti, è articolata in classi di incremento comprese tra valori nulli e superiori a 1,5 ha per cella. La classe nulla (0 ha) risulta ancora ampiamente rappresentata, indicando l'assenza di variazioni in una quota significativa delle celle analizzate.
Le classi di incremento più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha) costituiscono la componente prevalente delle variazioni simulate, mentre le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) risultano presenti in modo diffuso. La classe di incremento più elevato (>1,5 ha) interessa un numero limitato di celle, distribuite in modo puntuale sul territorio.
Nel complesso, la distribuzione delle classi di variazione in ettari indica che il modello RT simula, sull'orizzonte decennale, incrementi assoluti generalmente contenuti, associati a una marcata eterogeneità spaziale delle previsioni.

5.3.3 Modello Random Forest - Previsione a 10 anni

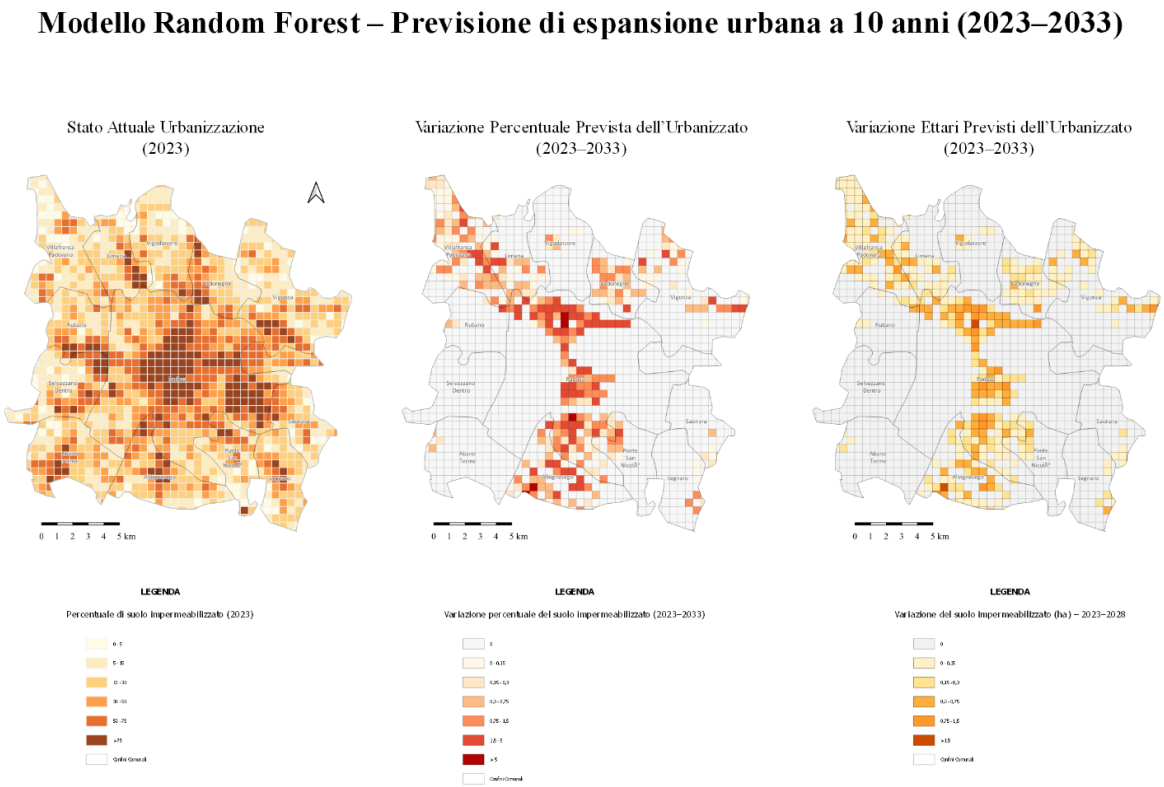


Figura 25 - Modello Random Forest, previsione a 10 anni (2023–2033): (a) percentuale di suolo impermeabilizzato al 2023; variazione percentuale prevista; variazione in ettari prevista.

5.3.3.1 Mappe della variazione percentuale e in ettari (2023–2033)

La mappa rappresenta la variazione percentuale del suolo impermeabilizzato prevista nel periodo 2023–2033 mediante il modello Random Forest, espressa su griglia regolare e articolata in classi percentuali progressive. La distribuzione spaziale evidenzia una presenza diffusa di incrementi percentuali, con una significativa rappresentazione delle classi di variazione intermedia e alta. Le classi di incremento più basse (0–0,15% e 0,15–0,3%) risultano comunque ampiamente distribuite sull'area di studio, ma si alternano frequentemente a celle caratterizzate da incrementi più elevati, delineando un quadro spaziale complessivamente eterogeneo.

Le classi di variazione intermedia (0,3–0,75% e 0,75–1,5%) risultano concentrate lungo un asse di continuità urbana che attraversa il territorio in direzione nord–sud, interessando il comune di Padova e i settori limitrofi. In tali aree, le celle con incremento percentuale mostrano una distribuzione relativamente continua, con aggregazioni più estese rispetto a quanto osservato negli orizzonti temporali più brevi.

Le classi di incremento più elevate (1,5–5% e >5%) sono presenti in modo puntuale ma chiaramente riconoscibile in diversi settori dell'area di studio. In particolare, celle appartenenti alla classe >5% risultano localizzate lungo l'asse urbano centrale, con presenze all'interno del comune di Padova e nel territorio comunale di Albignasego. Tali valori elevati appaiono concentrati in celle isolate o in piccoli raggruppamenti, senza configurare ambiti estesi di incremento continuo.

Nei comuni di Ponte San Nicolò, Legnaro, Saonara e Vigonza, le variazioni percentuali risultano prevalentemente contenute nelle classi più basse, pur in presenza di alcune celle con incrementi intermedi distribuite in modo discontinuo. In altri contesti, come nel caso di Rubano e Noventa Padovana, la presenza di celle con variazioni percentuali elevate appare complessivamente limitata.

Alla lettura percentuale dei risultati si affianca l'analisi della variazione assoluta del suolo impermeabilizzato, espressa in ettari, che consente di inquadrare l'entità quantitativa delle trasformazioni simulate dal modello Random Forest sull'orizzonte decennale. La variazione del suolo impermeabilizzato, espressa in termini assoluti, è articolata in classi di incremento comprese tra valori nulli e superiori a 1,5 ha per cella. La classe nulla (0 ha) risulta ancora ampiamente rappresentata, indicando l'assenza di variazioni in una quota significativa delle celle analizzate.

Le classi di incremento più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha) costituiscono la componente prevalente delle variazioni simulate, mentre le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) risultano presenti in modo diffuso. La classe di incremento più elevato (>1,5 ha) interessa un numero limitato di celle, senza configurare pattern spaziali continui.

Nel complesso, la distribuzione delle classi di variazione in ettari indica che il modello Random Forest simula, sull'orizzonte decennale, incrementi moderati e selettivi, ma complessivamente rilevanti nel quadro dell'area di studio, con episodi localizzati di maggiore intensità coerenti con la distribuzione delle classi percentuali più elevate.

5.3.4 Modello a Rete Neurale - Previsione a 10 anni

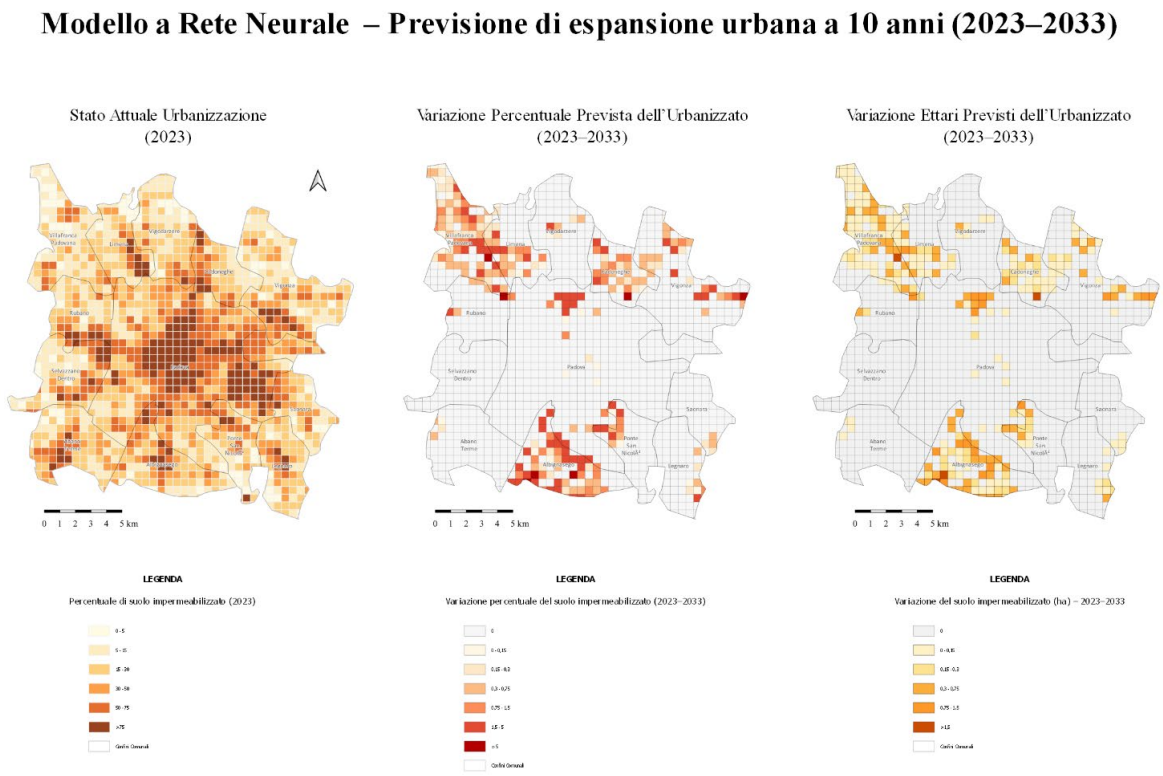


Figura 26 - Modello Neural Network, previsione a 10 anni (2023–2033): percentuale di suolo impermeabilizzato al 2023; variazione percentuale prevista; variazione in ettari prevista.

5.3.4.1 Variazione percentuale prevista (2023–2033)

La mappa rappresenta la variazione percentuale del suolo impermeabilizzato prevista nel periodo 2023–2033 mediante il modello di Rete Neurale, espressa su griglia regolare e articolata in classi percentuali progressive. La distribuzione spaziale evidenzia una prevalenza delle classi di incremento più basse (0–0,15% e 0,15–0,3%), che interessano gran parte delle celle dell'area di studio, indicando una dinamica di crescita complessivamente contenuta.

Le classi di variazione intermedia (0,3–0,75% e 0,75–1,5%) risultano distribuite in modo discontinuo lungo l'asse urbano che attraversa il territorio in direzione nord–sud, interessando il comune di Padova e alcuni settori limitrofi. In tali aree, le celle con incremento percentuale appaiono spesso isolate o organizzate in piccoli cluster, senza configurare pattern di continuità spaziale marcata.

Le classi di incremento più elevate (1,5–5% e >5%) sono presenti in modo puntuale e limitato. Valori superiori al 5% risultano localizzati principalmente nel settore meridionale dell'area di studio, con presenze concentrate nel territorio comunale di Albignasego e alcune celle isolate nel comune di Villafranca Padovana. Tali incrementi elevati non risultano diffusi, ma circoscritti a porzioni specifiche del territorio. Nel comune di Padova, le variazioni percentuali più elevate appaiono invece limitate alle classi intermedie, senza una diffusione significativa della classe >5%.

Nei comuni di Vigonza, Ponte San Nicolò, Legnaro e Saonara, le variazioni percentuali risultano prevalentemente contenute nelle classi più basse, con una distribuzione frammentata delle celle interessate. In altri contesti, come nel caso di Rubano e Noventa Padovana, la presenza di celle con incrementi percentuali elevati appare complessivamente limitata.

Alla lettura percentuale dei risultati si affianca l'analisi della variazione assoluta del suolo impermeabilizzato, espressa in ettari, che consente di inquadrare l'entità quantitativa delle trasformazioni simulate dal modello di Rete Neurale sull'orizzonte decennale. La variazione del suolo impermeabilizzato, espressa in termini assoluti, è articolata in classi di incremento comprese tra valori nulli e superiori a 1,5 ha per cella. La classe nulla (0 ha) risulta ampiamente rappresentata, indicando l'assenza di variazioni in una quota significativa delle celle analizzate.

Le classi di incremento più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha) costituiscono la componente prevalente delle variazioni simulate, mentre le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) risultano presenti in modo discontinuo. La classe di incremento più elevato (>1,5 ha) interessa un numero limitato di celle, senza configurare pattern spaziali continui o estesi.

Nel complesso, la distribuzione delle classi di variazione in ettari indica che il modello di Rete Neurale simula, sull'orizzonte decennale, incrementi assoluti generalmente contenuti, caratterizzati da una marcata frammentazione spaziale e da una localizzazione puntuale delle variazioni più intense.

5.4 Confronto a coppie tra i modelli, previsione 5 anni

Il presente paragrafo riporta i risultati del confronto a coppie tra i modelli di previsione applicati allo studio, con riferimento a un orizzonte temporale di cinque anni. Il confronto è finalizzato a evidenziare le differenze nei risultati ottenuti in termini di consumo di suolo e configurazione spaziale dell'espansione urbana, a parità di area di studio, dati di input e vincoli territoriali.

5.4.1 Confronto tra Least Squares e Regression Tree - variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2028)

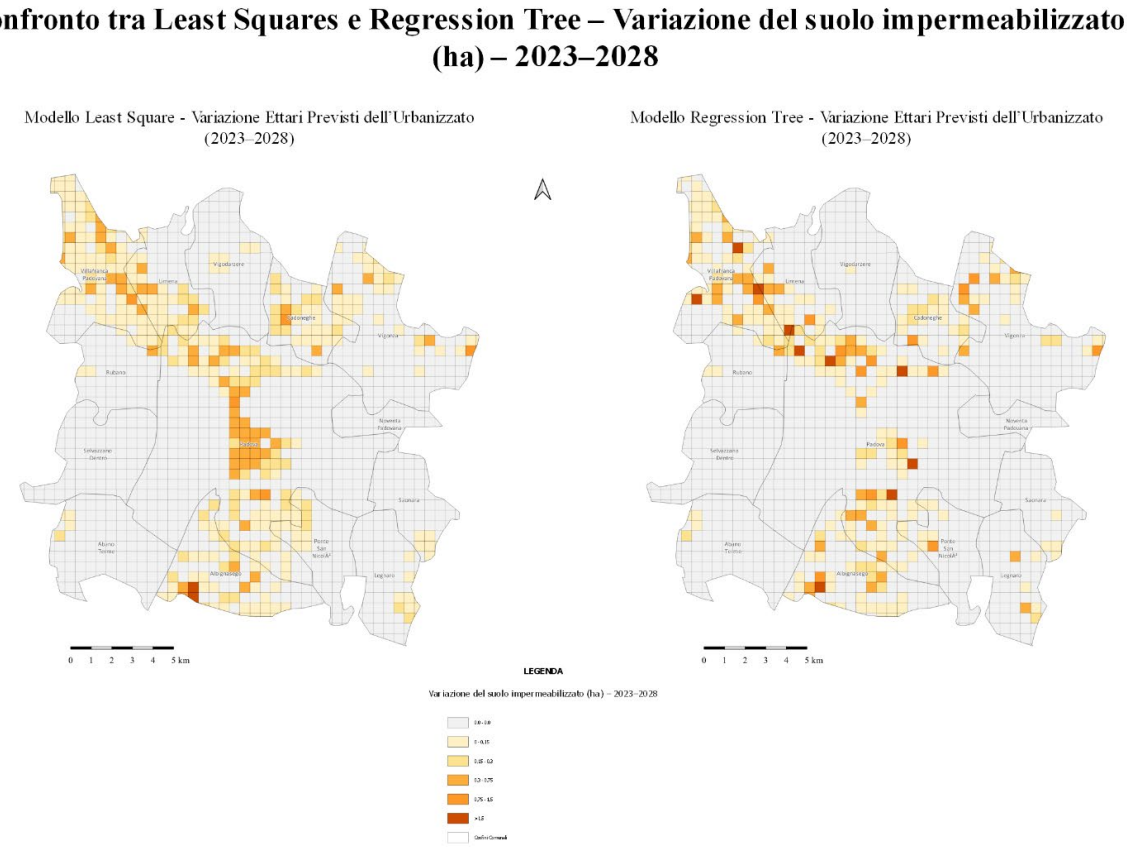


Figura 27 - Confronto tra i modelli Least Squares e Regression Tree per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2028.

Il confronto tra il modello Least Squares e il modello Regression Tree, condotto sulle mappe di variazione del suolo impermeabilizzato espresse in ettari per il periodo 2023–2028, evidenzia differenze significative sia nella distribuzione spaziale degli incrementi sia nella loro entità quantitativa.
Nel modello Least Squares, la variazione in ettari risulta prevalentemente concentrata nelle classi più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha), che interessano la maggior parte delle celle dell'area di studio. Le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) si dispongono in modo relativamente continuo lungo un asse nord–sud che attraversa il comune di Padova, estendendosi verso i territori di Limena, Cadoneghe e Albignasego. Dal punto di vista strutturale, il pattern spaziale appare coerente e poco frammentato, con aggregazioni di celle contigue che riflettono una crescita progressiva e graduale del tessuto urbanizzato. Le celle appartenenti alla classe di incremento più elevato (>1,5 ha) risultano limitate e localizzate principalmente nel settore meridionale dell'area di studio, in particolare nel comune di Albignasego, senza una diffusione estesa su altri ambiti comunali.
Il modello Regression Tree presenta invece una distribuzione più discontinua degli incrementi in ettari.

Pur mantenendo una prevalenza delle classi più basse, le classi intermedie risultano più frequentemente distribuite in modo frammentato, con celle isolate o piccoli cluster sparsi lungo l'area centrale e settentrionale. In particolare, lungo l'asse che attraversa Padova e si estende verso Cadoneghe e Villafranca Padovana, la continuità osservata nel modello Least Squares risulta meno evidente, sostituita da una distribuzione più irregolare. Le celle con incremento superiore a 1,5 ha sono presenti ma appaiono più sporadiche e meno concentrate, con localizzazioni puntuali soprattutto nel settore meridionale dell'area di studio, ancora una volta in corrispondenza del territorio di Albignasego, ma senza configurare nuclei estesi.
Nel confronto diretto, il Least Squares mostra una maggiore coerenza spaziale degli incrementi in ettari, con una struttura più compatta e continua delle celle interessate, mentre il Regression Tree restituisce una configurazione più frammentata, caratterizzata da una dispersione spaziale maggiore degli incrementi, anche a parità di classe quantitativa. Dal punto di vista delle quantità, entrambi i modelli concentrano la maggior parte delle variazioni nelle classi più basse, ma il Least Squares tende a organizzare gli incrementi intermedi in pattern più leggibili e continui, mentre il Regression Tree evidenzia una maggiore discontinuità e variabilità locale.

5.4.2 Confronto tra Least Squares e Random Forest - variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2028)

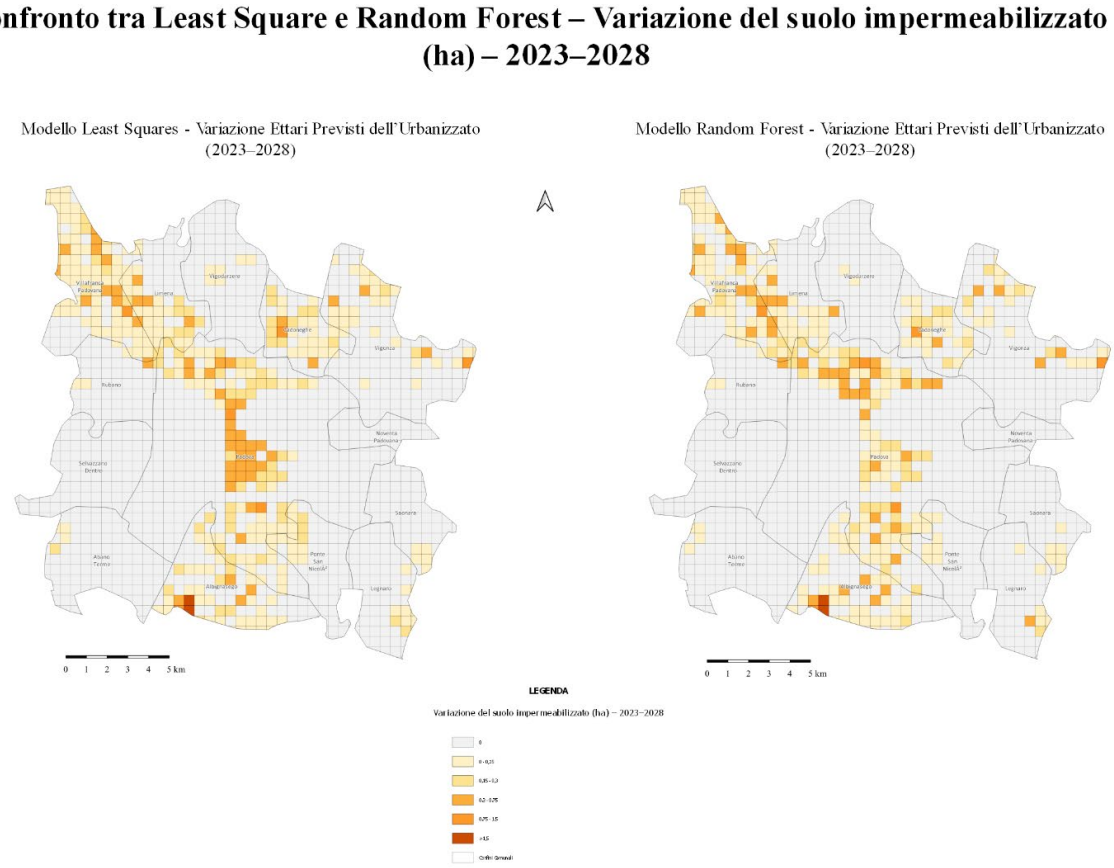


Figura 28 - . Confronto tra i modelli Least Squares e Random Forest per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2028.

Nel confronto tra il modello Least Squares e il modello Random Forest, condotto sulle mappe di variazione del suolo impermeabilizzato espresse in ettari per il periodo 2023–2028, emergono differenze rilevanti sia nella distribuzione spaziale delle celle interessate sia nell'intensità degli incrementi simulati. Il modello Random Forest presenta una distribuzione degli incrementi in ettari prevalentemente

concentrata nelle classi più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha), che interessano gran parte dell'area di studio. Le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) risultano presenti in modo discontinuo, con una distribuzione frammentata delle celle e una tendenza alla formazione di piccoli cluster isolati. Tali incrementi si dispongono principalmente lungo l'asse urbano centrale che attraversa il comune di Padova in direzione nord–sud e in alcune porzioni dei territori comunali di Limena, Cadoneghe e Albignasego, senza tuttavia configurare strutture spaziali estese o continue.
Le celle appartenenti alla classe di incremento più elevato (>1,5 ha) risultano poco numerose e localizzate in modo puntuale, con presenze concentrate soprattutto nel settore meridionale dell'area di studio, in particolare nel territorio comunale di Albignasego. Al di fuori di tale ambito, la distribuzione degli incrementi elevati appare limitata e priva di continuità spaziale.
Nel confronto diretto con il Least Squares, il Random Forest mostra una maggiore frammentazione spaziale delle variazioni in ettari. A fronte di una simile predominanza delle classi di incremento più basse, il Least Squares tende a organizzare le variazioni in pattern più coerenti e continui, mentre il Random Forest restituisce una distribuzione più irregolare, caratterizzata da celle isolate e aggregazioni di dimensioni ridotte. Dal punto di vista quantitativo, il Random Forest simula un numero più contenuto di celle appartenenti alle classi intermedie e alte, suggerendo una rappresentazione più cauta degli incrementi assoluti rispetto al Least Squares.
Nel complesso, il confronto evidenzia come il Random Forest produca una distribuzione degli incrementi in ettari più discontinua e puntuale, mentre il Least Squares restituisce una struttura spaziale più compatta e leggibile delle variazioni simulate sul periodo di previsione considerato.

5.4.3 Confronto tra Least Squares e Neural Network - variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2028)

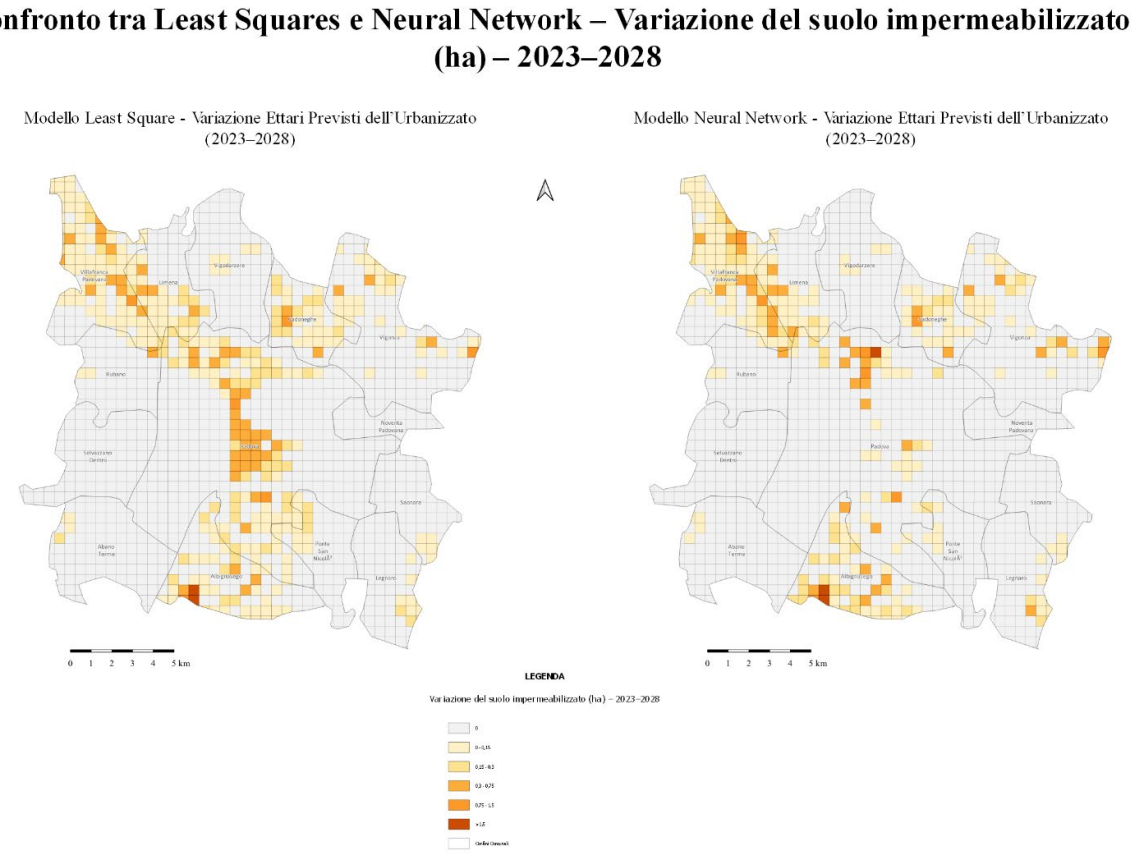


Figura 29 - Confronto tra i modelli Least Squares e Neural Network per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2028.

Nel confronto tra il modello Least Squares e il modello di Rete Neurale, condotto sulle mappe di variazione del suolo impermeabilizzato espresse in ettari per il periodo 2023–2028, emergono differenze significative nella distribuzione spaziale degli incrementi e nella loro organizzazione strutturale.
Il modello Rete Neurale mostra una distribuzione delle variazioni in ettari fortemente concentrata nelle classi più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha), che interessano la maggior parte delle celle dell'area di studio. Le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) risultano presenti in misura limitata e si distribuiscono prevalentemente in modo discontinuo, con celle isolate o piccoli cluster di dimensioni ridotte. Tali incrementi si localizzano principalmente lungo l'asse urbano centrale che attraversa il comune di Padova e, in misura minore, in alcune porzioni dei comuni di Limena, Cadoneghe e Albignasego, senza tuttavia configurare strutture spaziali continue o estese.
Le celle appartenenti alla classe di incremento più elevato (>1,5 ha) risultano rare e puntuali, con una presenza concentrata soprattutto nel settore meridionale dell'area di studio, in particolare nel comune di Albignasego. Al di fuori di tale ambito, gli incrementi più elevati appaiono sporadici e privi di una chiara organizzazione spaziale.
Nel confronto diretto con il Least Squares, la Rete Neurale evidenzia una maggiore frammentazione spaziale delle variazioni in ettari. A fronte di una distribuzione più continua e coerente degli incrementi simulati dal Least Squares, il modello di Rete Neurale restituisce un pattern più irregolare, caratterizzato da una dispersione delle celle interessate e da una limitata continuità tra celle adiacenti. Dal punto di vista quantitativo, la Rete Neurale simula complessivamente incrementi più contenuti per cella, con una presenza meno marcata delle classi intermedie e alte rispetto al Least Squares.
Nel complesso, il confronto evidenzia come il modello di Rete Neurale produca una rappresentazione più cauta e frammentata degli incrementi assoluti di suolo impermeabilizzato, mentre il Least Squares restituisce una distribuzione più strutturata e leggibile delle variazioni simulate sul periodo di previsione considerato.

5.4.4 Confronto tra Regression Tree e Random Forest - variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2028)

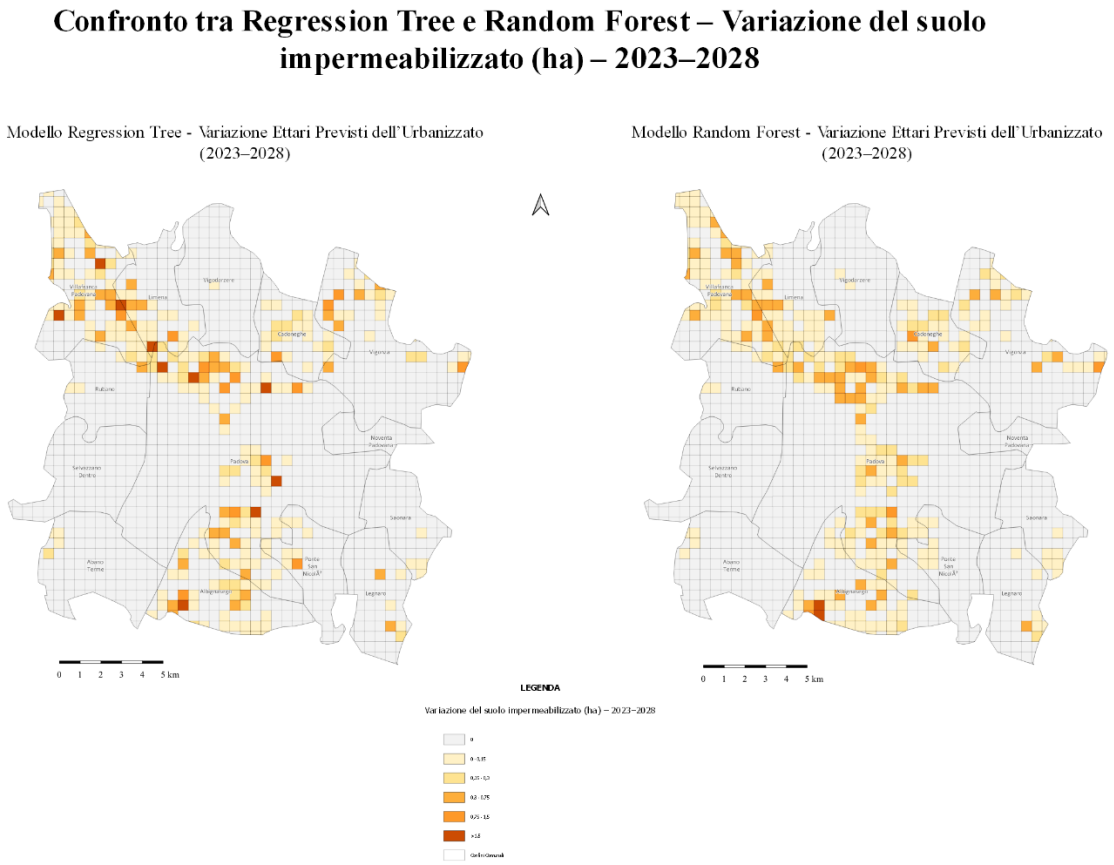


Figura 30 - Confronto tra i modelli Regression Tree e Random Forest per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2028.

Il confronto tra il modello Regression Tree (RT) e il modello Random Forest (RF), condotto sulle mappe di variazione del suolo impermeabilizzato espresse in ettari per il periodo 2023–2028, mette in evidenza differenze sia nella distribuzione spaziale delle celle interessate sia nell'intensità degli incrementi simulati.

Il modello Regression Tree mostra una distribuzione degli incrementi in ettari caratterizzata da una prevalenza delle classi più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha), accompagnata da una presenza non trascurabile delle classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha). Tali incrementi risultano distribuiti in modo irregolare, con celle isolate e piccoli cluster sparsi lungo l'asse urbano centrale che attraversa il territorio in direzione nord–sud, interessando il comune di Padova e i settori limitrofi. Le celle appartenenti alla classe di incremento più elevato (>1,5 ha) risultano presenti in modo puntuale, con concentrazioni localizzate soprattutto nel settore meridionale dell'area di studio, in particolare nel comune di Albignasego.

Il modello Random Forest presenta anch'esso una predominanza delle classi di incremento più basse, ma con una distribuzione complessivamente più cauta delle quantità simulate. Le classi intermedie risultano presenti ma meno diffuse rispetto al modello RT e tendono a organizzarsi in piccoli cluster discontinui, soprattutto lungo l'asse centrale e in alcune porzioni dei comuni di Limena, Cadoneghe e Albignasego. Le celle con incremento superiore a 1,5 ha sono rare e limitate a pochissime unità, concentrate principalmente nel settore meridionale dell'area di studio, senza una diffusione estesa su altri ambiti comunali.

Dal punto di vista strutturale, il Regression Tree evidenzia una maggiore variabilità locale, con una distribuzione degli incrementi più frammentata e una presenza relativamente più frequente delle classi intermedie e alte. Il Random Forest, al contrario, restituisce una configurazione spaziale complessivamente più contenuta, con una minore estensione delle celle a incremento elevato e una maggiore concentrazione delle variazioni nelle classi più basse. Ne consegue una rappresentazione degli incrementi in ettari più prudente e meno dispersa nel caso del Random Forest, rispetto al pattern più eterogeneo e localmente intenso simulato dal Regression Tree.

5.4.5 Confronto tra Regression Tree e Neural Network - variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2028)

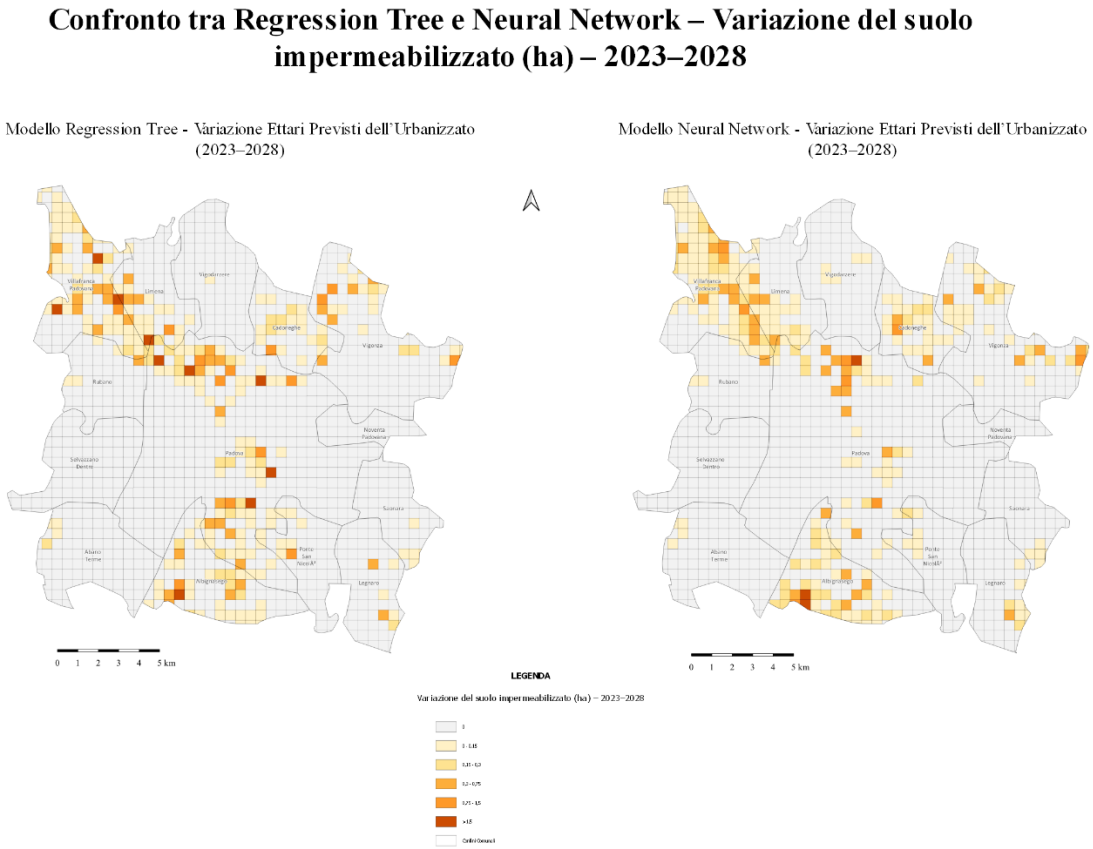


Figura 31 - Confronto tra i modelli Regression Tree e Neural Network per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2028.

Nel confronto con il modello Regression Tree, la Rete Neurale restituisce una rappresentazione degli incrementi di suolo impermeabilizzato in ettari complessivamente più contenuta e meno strutturata. La maggior parte delle celle rientra infatti nelle classi di incremento più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha), con una diffusione ampia ma frammentata sull'intero territorio di studio.
Le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) risultano meno frequenti rispetto a quanto osservato nel Regression Tree e tendono a presentarsi in forma di celle isolate o piccoli aggregati discontinui, senza configurare pattern lineari o continui lungo le principali direttrici urbane. Gli incrementi più elevati (>1,5 ha) sono rari e localizzati in modo puntuale, prevalentemente nel settore meridionale dell'area di studio.
Rispetto al Regression Tree, la Rete Neurale mostra quindi una minore variabilità delle quantità simulate e una distribuzione spaziale più prudente, con una ridotta incidenza delle classi di incremento intermedie

ed elevate. Il modello tende a privilegiare incrementi di bassa entità e una frammentazione spaziale più marcata, riducendo la concentrazione degli incrementi in specifiche aree del territorio.

5.4.5 Confronto tra Random Forest e Neural Network - variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2028)

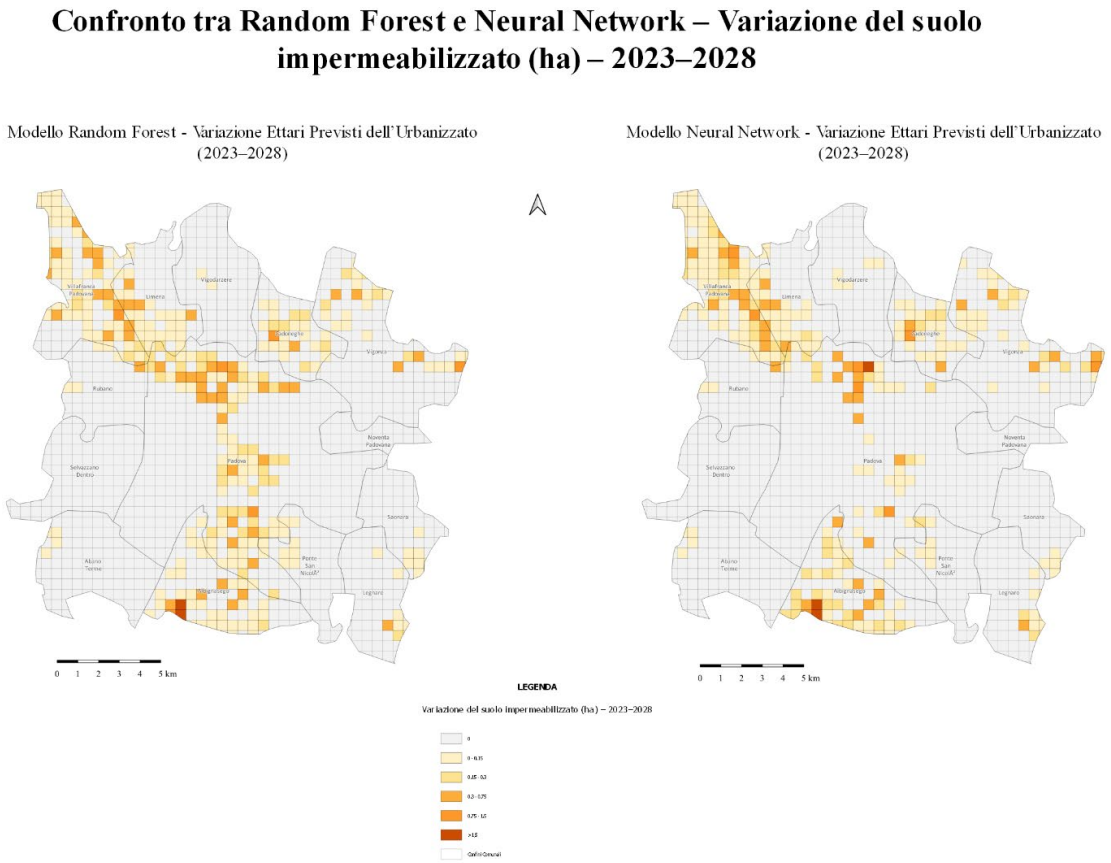


Figura 32 - Confronto tra i modelli Random Forest e Neural Network per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2028.

Nel confronto tra Random Forest e Neural Network per la previsione della variazione del suolo impermeabilizzato espressa in ettari nel periodo 2023–2028, emergono differenze sia nella struttura spaziale delle previsioni sia nell'entità delle quantità stimate.

Il modello Random Forest presenta una distribuzione delle variazioni caratterizzata da una maggiore continuità spaziale lungo l'asse urbano nord–sud che attraversa Padova, con celle appartenenti alle classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) che tendono a disporsi in modo più coerente e contiguo. In particolare, si osserva una concentrazione più marcata delle variazioni nel settore centrale dell'area di studio e nel comune di Albignasego, dove sono presenti anche alcune celle con incrementi superiori a 1,5 ha. Le classi di incremento più basso risultano comunque prevalenti, ma con una maggiore presenza di valori intermedi rispetto agli altri modelli.

Il modello Neural Network, pur individuando in larga parte le stesse aree di possibile incremento, restituisce una distribuzione più discontinua e frammentata delle celle interessate. Le variazioni in ettari si collocano prevalentemente nelle classi più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha), con un numero ridotto di celle che raggiungono le classi intermedie. Le aree centrali di Padova e il settore meridionale dell'area di studio mostrano incrementi più contenuti rispetto a quelli stimati dal Random Forest, mentre le celle

con valori più elevati risultano più isolate e meno aggregate spazialmente.
Nel complesso, a parità di orizzonte temporale, il Random Forest tende a simulare una crescita più strutturata e quantitativamente più consistente, con aggregazioni spaziali più evidenti, mentre il Neural Network restituisce uno scenario più diffuso ma caratterizzato da incrementi mediamente inferiori e da una minore coerenza spaziale delle celle interessate.

5.5 Confronto a coppie tra i modelli, previsione 10 anni

Il confronto a coppie tra i modelli predittivi è condotto con riferimento all'orizzonte di previsione a 5 anni, al fine di evidenziare le differenze nei pattern spaziali di crescita urbana e nelle variazioni di impermeabilizzazione simulate. L'analisi è sviluppata mantenendo costanti l'area di studio, il periodo di riferimento e la base informativa, e si basa sulla lettura comparata degli output cartografici prodotti dai diversi approcci modellistici, con l'obiettivo di mettere in luce convergenze e divergenze nella distribuzione spaziale delle trasformazioni previste.

5.5.1 Confronto tra Least Squares e Regression Tree - variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2033)

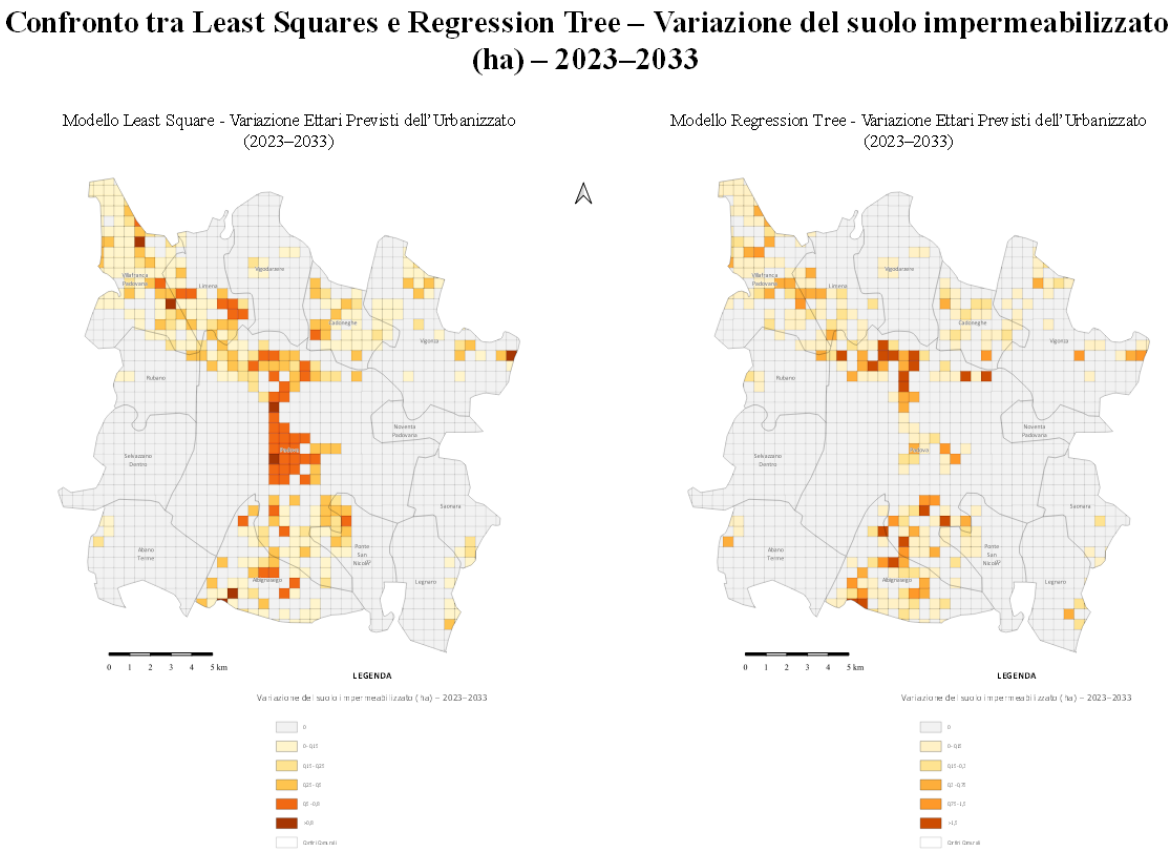


Figura 33 - Confronto tra i modelli Least Squares e RegressionTree per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2033.

Nel confronto tra le previsioni a 10 anni espresse in termini di variazione del suolo impermeabilizzato in ettari, il modello Least Squares (LS) evidenzia una distribuzione spaziale degli incrementi caratterizzata da una marcata continuità lungo un asse nord–sud che attraversa il comune di Padova e si estende verso il settore meridionale dell'area di studio, in particolare in direzione di Albignasego. Lungo questo corridoio si concentrano le celle con incrementi più consistenti, mentre nelle aree periferiche la

maggior parte delle celle ricade nelle classi di incremento più basse o nulle, indicando una dinamica di crescita più contenuta. In corrispondenza dei settori settentrionali, tra Villafranca Padovana, Limena e Cadoneghe, si osserva una presenza diffusa di celle con incrementi intermedi, che contribuiscono a rafforzare la struttura lineare del pattern di crescita simulato dal modello.
Il modello Regression Tree (RT), pur individuando aree di incremento in parte sovrapponibili, restituisce una distribuzione spaziale sensibilmente più frammentata. Gli incrementi risultano articolati in celle maggiormente isolate e meno continue, con una dispersione più ampia sul territorio comunale. In particolare, il corridoio nord–sud appare meno definito rispetto al LS, mentre emergono nuclei localizzati di incremento nel settore settentrionale e in alcune porzioni del settore meridionale, senza tuttavia configurare una struttura spaziale coerente e continua. Dal punto di vista quantitativo, il RT tende a collocare la maggior parte delle celle nelle classi di incremento medio-basse, con una presenza più limitata di valori elevati, suggerendo una rappresentazione più espansiva e instabile dell'evoluzione dell'urbanizzato nel medio-lungo periodo.
Nel complesso, il confronto a 10 anni tra LS e RT mette in evidenza differenze significative sia nella struttura della distribuzione spaziale degli incrementi, più continua e organizzata nel LS, sia nella modalità di allocazione quantitativa delle superfici impermeabilizzate, più frammentata e discontinua nel modello RT.

5.5.2 Confronto tra Least Squares e Random Forest - variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2033)

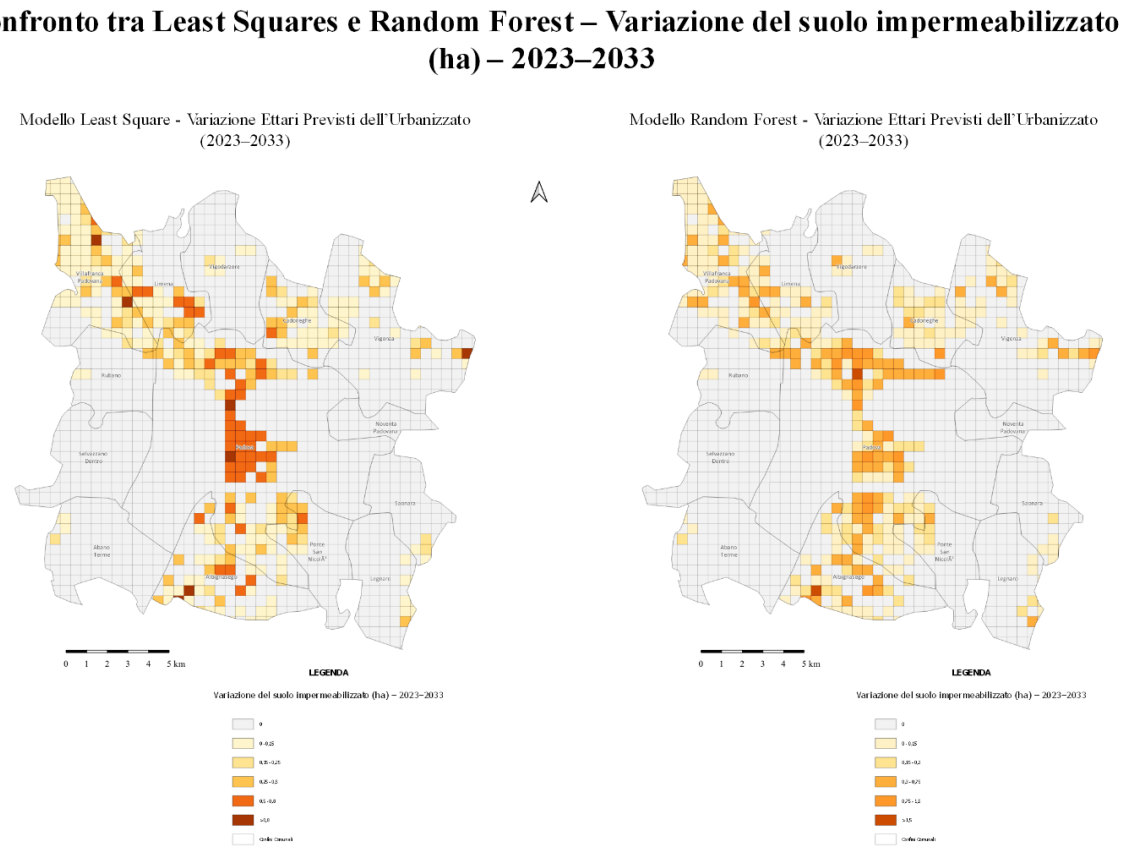


Figura 34 - Confronto tra i modelli Least Squares e Random Forest per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2033.

Nel confronto tra Least Squares e Random Forest per la previsione della variazione del suolo impermeabilizzato espressa in ettari nel periodo 2023–2033, si osservano differenze evidenti sia nella

configurazione spaziale delle celle interessate, sia nell'entità delle quantità stimate.
Il modello Random Forest restituisce una distribuzione delle variazioni caratterizzata da una maggiore selettività spaziale rispetto al Least Squares. Le celle con incremento risultano più concentrate lungo l'asse urbano nord–sud che attraversa il comune di Padova, con una continuità meno marcata ma comunque riconoscibile rispetto allo scenario LS. In particolare, le classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha) si dispongono in modo discontinuo ma coerente nei settori centrali dell'area di studio, mentre le celle con valori più elevati risultano più localizzate.
Nel settore meridionale dell'area, in corrispondenza di Albignasego, il Random Forest individua nuovamente una concentrazione significativa delle variazioni, con la presenza di alcune celle appartenenti alla classe più elevata (>1,5 ha), analogamente a quanto osservato nel Least Squares, ma con un numero complessivo di celle elevate più contenuto. Al contrario, nelle aree periferiche e nei comuni orientali e nord-orientali, il Random Forest tende a limitare l'estensione delle celle con incremento, privilegiando valori bassi o nulli.
Nel complesso, a parità di orizzonte temporale, il Least Squares restituisce uno scenario di crescita più diffuso e strutturalmente continuo, mentre il Random Forest propone una previsione più contenuta e localizzata, con aggregazioni spaziali meno estese e una maggiore concentrazione delle variazioni nelle aree già fortemente urbanizzate. Questa differenza evidenzia come il Random Forest introduca una maggiore capacità di selezione delle aree di crescita, riducendo l'espansione diffusa e enfatizzando i poli urbani principali.

5.5.3 Confronto tra Least Squares e Neural Network - variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2033)

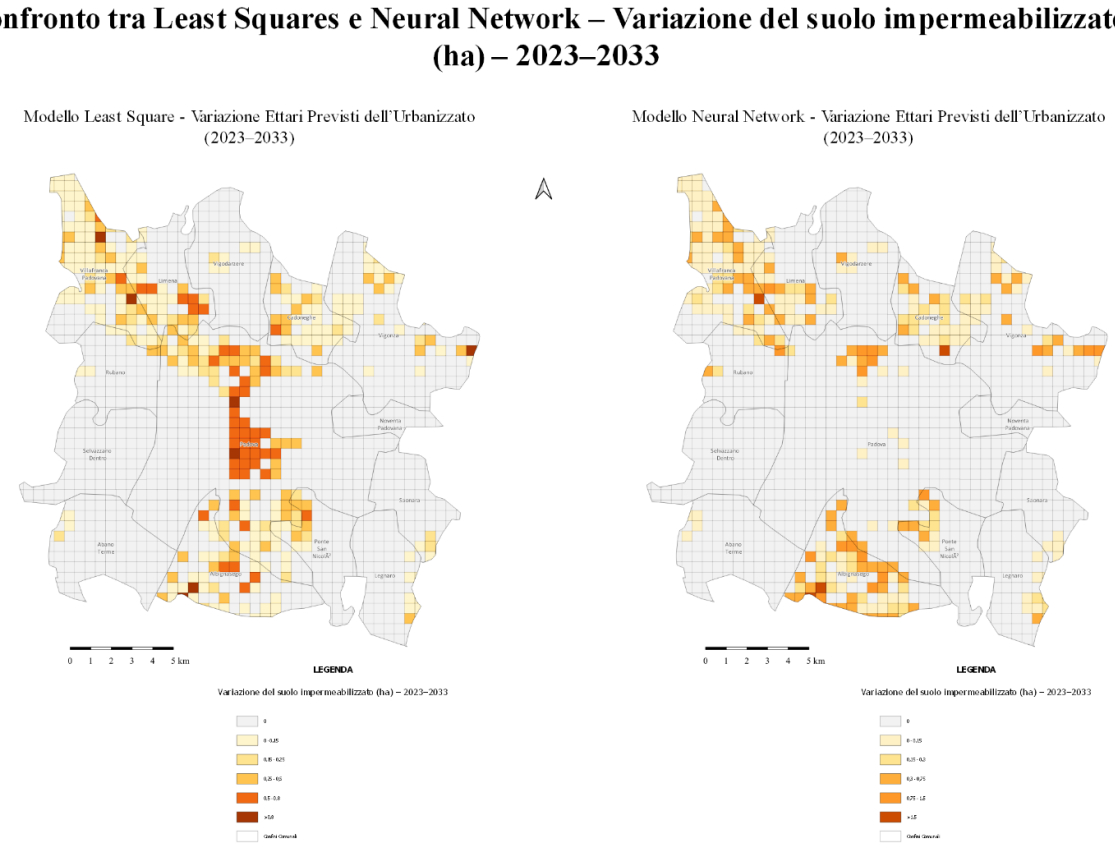


Figura 35 - Confronto tra i modelli Least Squares e Neural Network per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2033.

Nel confronto tra Least Squares (LS) e Neural Network (NN) per la previsione della variazione del suolo impermeabilizzato espressa in ettari nel periodo 2023–2033, emergono differenze rilevanti sia nella struttura spaziale delle previsioni sia nell'entità delle quantità stimate.
Rispetto al quadro già delineato dal modello LS, il Neural Network restituisce una distribuzione delle variazioni caratterizzata da una maggiore frammentazione spaziale, con una netta prevalenza delle classi di incremento più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha). Le celle appartenenti alle classi intermedie risultano meno frequenti e meno continue nello spazio, tendendo a presentarsi in modo isolato piuttosto che aggregato.
Nel settore centrale dell'area di studio, in particolare nell'area urbana di Padova, il NN individua incrementi presenti ma più contenuti rispetto a quelli stimati dal LS, con una riduzione della continuità lungo l'asse urbano nord–sud. Anche nel settore meridionale, in corrispondenza del comune di Albignasego, sono presenti celle con incrementi riconducibili alle classi intermedie, ma con una minore incidenza delle classi più elevate, che risultano più sporadiche e meno estese rispetto al modello LS.
Dal punto di vista quantitativo, il NN tende quindi a smorzare i valori più elevati messi in evidenza dal modello Least Squares, limitando la presenza di celle appartenenti alle classi più alte e privilegiando una distribuzione più diffusa ma caratterizzata da incrementi mediamente inferiori.
Nel complesso, a parità di orizzonte temporale, il confronto evidenzia come il modello Neural Network proponga uno scenario di crescita più prudente e meno polarizzato, con una minore concentrazione degli incrementi più consistenti e una ridotta coerenza spaziale delle aree di trasformazione rispetto a quanto simulato dal modello Least Squares.

5.5.4 Confronto tra Regression Tree e Random Forest - variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2033)

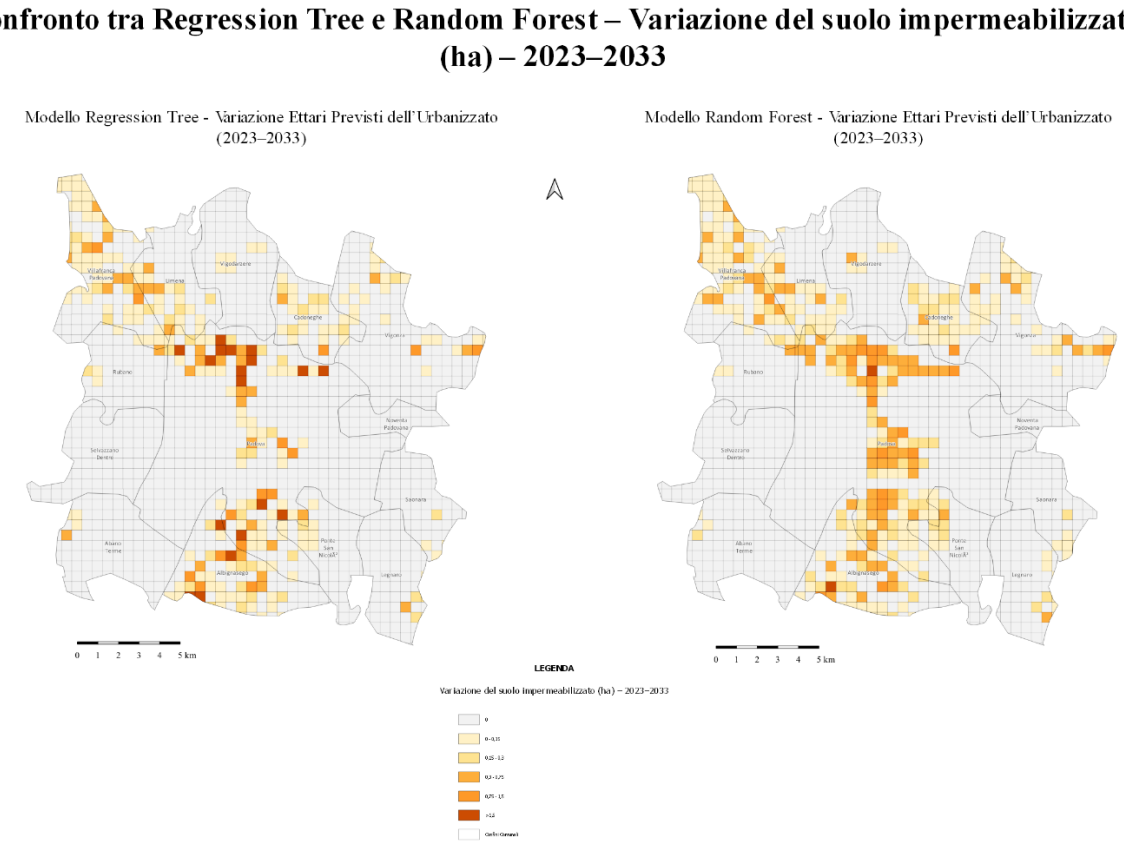


Figura 36 - Confronto tra i modelli Regression Tree e Random Forest per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2033.

Nel confronto tra Regression Tree e Random Forest per la previsione della variazione del suolo impermeabilizzato espressa in ettari nel periodo 2023–2033, emergono differenze rilevanti sia nella configurazione spaziale delle previsioni sia nell'intensità delle quantità stimate.
Il modello Regression Tree restituisce una distribuzione delle variazioni caratterizzata da una marcata eterogeneità spaziale, con celle a incremento più elevato che risultano spesso isolate o poco aggregate. Le classi intermedie e alte (0,75–1,5 ha e >1,5 ha) compaiono in modo puntuale lungo l'asse urbano nord–sud, in particolare nel settore centrale di Padova e nel comune di Albignasego, ma senza dare luogo a continuità spaziali estese. Al di fuori di queste aree, prevalgono celle appartenenti alle classi di incremento più basso, con una distribuzione frammentata che suggerisce una crescita localizzata e fortemente dipendente da singole condizioni territoriali.
Il modello Random Forest, al contrario, mostra una maggiore coerenza e continuità spaziale delle variazioni previste. L'asse urbano nord–sud risulta più chiaramente definito, con un insieme di celle contigue che rientrano prevalentemente nelle classi intermedie (0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha). In particolare, il settore centrale dell'area di studio e la porzione meridionale, in corrispondenza di Albignasego, evidenziano una concentrazione più ampia e strutturata degli incrementi, con la presenza di alcune celle che superano la soglia di 1,5 ha. Rispetto al Regression Tree, le classi di incremento medio risultano più diffuse e meno frammentate, mentre i valori più elevati tendono a inserirsi all'interno di pattern spaziali più continui.
Nel complesso, il confronto evidenzia come, su un orizzonte temporale decennale, il Regression Tree tenda a rappresentare una crescita più discontinua e puntuale, con valori elevati concentrati in celle isolate, mentre il Random Forest simula uno scenario di espansione più strutturato e quantitativamente più consistente, caratterizzato da aggregazioni spaziali più evidenti e da una maggiore continuità delle aree interessate dall'incremento del suolo impermeabilizzato.
urbanizzate lungo le direttrici Padova–Vigodarzere–Vigonza e verso sud in direzione di Albignasego e Montegrotto Terme. Le celle delle classi 0,3–0,75 ha e 0,75–1,5 ha risultano prevalenti, mentre le variazioni oltre 1,5 ha (circa 5-6 celle) si collocano nei margini urbani e in corrispondenza delle aree di connessione infrastrutturale. Padova si conferma il principale polo di crescita, ma con una distribuzione più regolare e meno frammentata rispetto a quella restituita dal modello RT.

5.5.5 Confronto tra Regression Tree e Neural Network - variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2033)

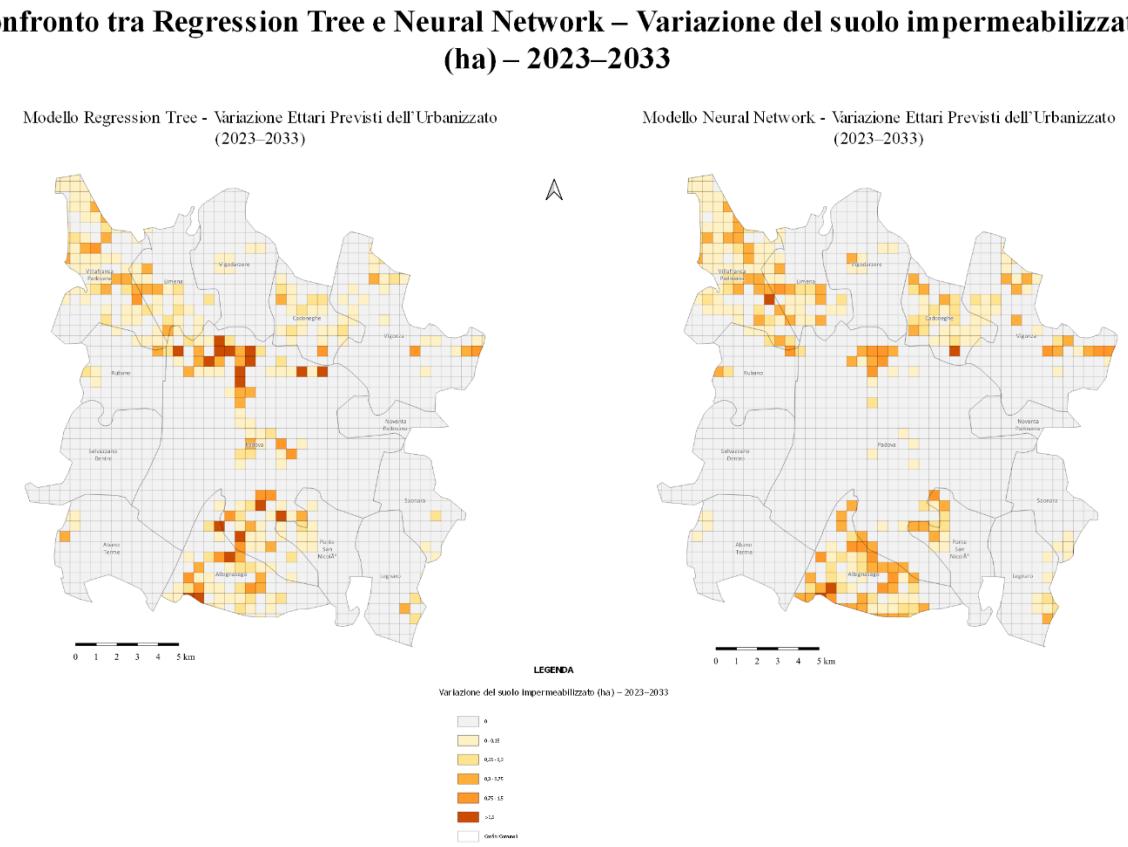


Figura 37 - Confronto tra i modelli Regression Tree e Neural Network per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2033.

Nel confronto tra Regression Tree e Neural Network per la previsione della variazione del suolo impermeabilizzato espressa in ettari nel periodo 2023–2033, emergono differenze rilevanti sia nella distribuzione spaziale delle celle interessate sia nell'entità delle variazioni stimate, con la maggiore divergenza localizzata nell'area urbana di Padova.

Il modello Neural Network restituisce una distribuzione delle variazioni più discontinua e frammentata rispetto a quella osservata nel Regression Tree. Le celle interessate risultano prevalentemente collocate nelle classi di incremento più basse e intermedie (0–0,15 ha, 0,15–0,3 ha e 0,3–0,75 ha), con una presenza limitata di valori elevati. Le aree di incremento seguono in parte i principali assi urbani, ma con una minore continuità spaziale e una ridotta aggregazione delle celle.

La differenza più marcata tra i due modelli si osserva nel comune di Padova, dove il Regression Tree concentra una quota significativa delle variazioni nelle classi medio-alte e alte, mentre il Neural Network prevede incrementi più contenuti e spazialmente frammentati, con un numero ridotto di celle che raggiungono le classi superiori. In questo settore centrale, il Neural Network tende quindi a sottostimare l'intensità della crescita rispetto al Regression Tree, distribuendo le variazioni su celle isolate e meno contigue.

Nel settore meridionale dell'area di studio, in particolare nel comune di Albignasego, il Neural Network individua numerose celle con incremento previsto, ma queste si collocano principalmente nelle classi intermedie, mentre le celle con valori più elevati risultano sporadiche e meno concentrate rispetto a quanto stimato dal Regression Tree.

Nel complesso, a parità di orizzonte temporale decennale, il Neural Network tende a simulare uno scenario di crescita più diffuso ma quantitativamente più moderato, caratterizzato da una minore coerenza spaziale e da una ridotta concentrazione delle variazioni più elevate. Il confronto evidenzia come le differenze tra i due modelli risultino particolarmente accentuate nel cuore urbano di Padova, dove il Regression Tree restituisce uno scenario di crescita più strutturato e intenso rispetto a quello stimato dal Neural Network.

5.5.6 Confronto tra Random Forest e Neural Network– variazione del suolo impermeabilizzato (2023–2033)

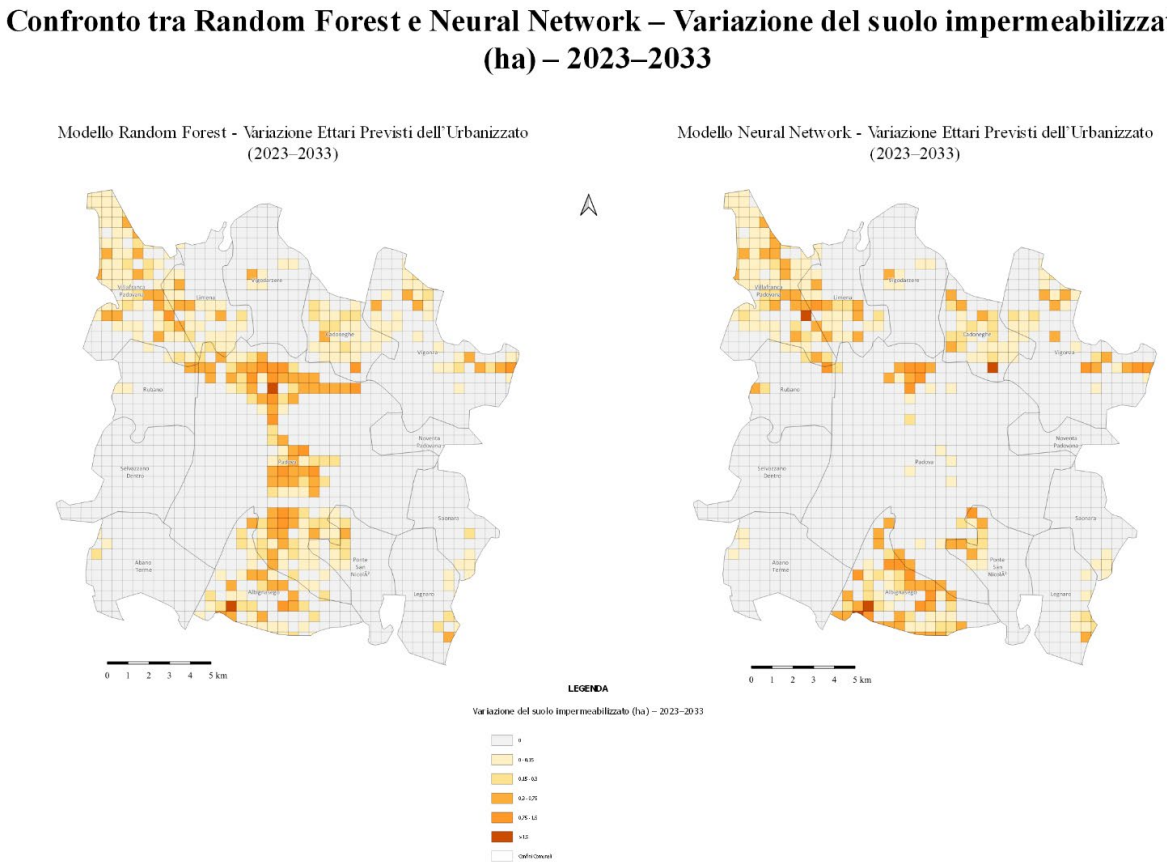


Figura 38 - Confronto tra i modelli Random Forest e Neural Network per la variazione del suolo impermeabilizzato (ha) nel periodo 2023–2033.

Nel confronto tra Random Forest e Neural Network per la previsione della variazione del suolo impermeabilizzato espressa in ettari nel periodo 2023–2033, emergono differenze rilevanti sia nella struttura spaziale delle previsioni sia nelle quantità stimate, con uno scarto particolarmente evidente nel comune di Padova.

Il modello Random Forest restituisce uno scenario caratterizzato da una maggiore continuità spaziale degli incrementi, soprattutto lungo l'asse urbano nord–sud che attraversa Padova e si estende verso il settore meridionale dell'area di studio. In questo modello, le celle appartenenti alle classi intermedie e medio-alte (0,3–0,75 ha, 0,75–1,5 ha e localmente >1,5 ha) risultano più frequenti e aggregate, delineando un pattern coerente di crescita urbana.

In particolare, Padova mostra una concentrazione significativa di celle con valori medio-alti, che suggeriscono una previsione di incremento più marcata e strutturata nel tempo, coerente con il ruolo del capoluogo come polo centrale del sistema urbano. Anche il comune di Albignasego presenta nuclei

consistenti di incremento, seppur con intensità inferiori rispetto al centro urbano principale.
Il modello Neural Network, pur individuando in parte le stesse aree di possibile incremento, propone una distribuzione più frammentata e discontinua delle variazioni. Le celle ricadono prevalentemente nelle classi più basse (0–0,15 ha e 0,15–0,3 ha), mentre le classi intermedie risultano meno estese e meno connesse spazialmente.
La differenza più marcata rispetto al Random Forest si osserva proprio nel comune di Padova, dove il Neural Network stima incrementi sensibilmente più contenuti, con una presenza ridotta di celle appartenenti alle classi medio-alte e una maggiore dispersione dei valori. Questo porta a uno scenario complessivo meno accentuato in termini quantitativi e meno coerente dal punto di vista spaziale nel settore centrale dell'area di studio.
Nel complesso, a parità di orizzonte temporale decennale, il Random Forest tende a simulare una crescita più intensa, continua e concentrata, in particolare nel comune di Padova, mentre il Neural Network restituisce uno scenario più prudente, caratterizzato da incrementi mediamente inferiori e da una minore strutturazione spaziale delle aree di crescita.

5.6 Analisi quantitativa dei risultati: relazione tra dati osservati e simulati

Dopo la rappresentazione cartografica delle variazioni di consumo di suolo, questa sezione propone un'analisi quantitativa volta a mettere in relazione i dati osservati con quelli simulati dai modelli. L'obiettivo è confrontare le dinamiche reali, ricostruite attraverso i dati ISPRA, con le proiezioni ottenute dai modelli di simulazione, al fine di valutare la coerenza delle previsioni rispetto all'andamento osservato. In una prima parte vengono riportati i valori di consumo di suolo osservati nel periodo 2006–2023, mentre nella seconda sono presentati i risultati previsionali per gli orizzonti 2023–2028 e 2023–2033, elaborati tramite differenti approcci modellistici. Le tre *tabelle 8, 9 e 10* consentono quindi di sintetizzare l'evoluzione del fenomeno sia dal punto di vista storico sia in chiave predittiva, costituendo la base per l'analisi di dettaglio condotta successivamente a livello comunale. A partire dalle mappe di consumo di suolo descritte nella sezione precedente, è stata condotta un'elaborazione quantitativa finalizzata alla stima delle superfici consumate per ciascun comune dell'area di studio. Nella *tabella 8* sono riportati i valori osservati di consumo di suolo nel periodo 2006–2023, espressi in ettari per anno (ha/anno). I dati derivano dalle elaborazioni dei raster ISPRA, mediante la somma dei pixel classificati come "consumo di suolo" all'interno dei confini amministrativi comunali. Questa sintesi consente di integrare la lettura cartografica con un'analisi numerica, utile per confrontare l'intensità dei processi di trasformazione territoriale nei diversi comuni e nel corso degli intervalli temporali considerati.

Tabella 8 - Consumo di suolo osservato (ha/anno) nei comuni dell'area di studio - Periodo 2006–2023 (dati ISPRA)

	Ettari/anno								
COMUNI	**2006-2012**	**2012-2015**	**2015-2016**	**2017-2018**	**2018-2019**	**2019-2020**	**2020-2021**	**2021-2022**	**2022-2023**
Abano Terme	14,57	2	1,24	3,45	2,89	4,17	2,81	0,47	1,19
Albignasego	44,63	9,32	3,72	3,36	10,17	8,88	9,23	3,17	1,79
Cadoneghe	16,68	1,7	1,52	0,62	0,67	1,64	0,5	7,14	5,52
Legnaro	9,8	3,04	1,42	3,31	3,67	7,25	2,15	5,05	0,9
Limena	9,17	2,12	0,7	0,91	1,84	2,68	0,28	3,17	0,31
Noventa Padovana	6,48	1,32	0,33	1,72	0,51	0,85	0,02	1	0,07
Padova	89,34	31,67	13,07	18,53	26,93	18,37	8,43	21,4	4,62
Ponte San Nicolò	12,46	2,93	0,63	0,84	0,21	15,96	0,64	3,74	0,76
Rubano	23,02	1,32	0,42	1,66	1,36	0,68	0,7	1,73	0,96
Saonara	6,28	2,78	1,17	1,31	4,97	5,15	3,13	1,45	1,5
Selvazzano Dentro	16,45	3,77	1,61	2,64	2,39	0,59	1,33	1,35	1,38
Vigodarzere	12,75	1,79	0,87	1,22	1,25	2,91	0,56	2,1	0,23
Vigonza	22,62	11,8	6,6	4,62	3,29	10,13	2,74	10,5	1,93
Villafranca Padovana	17,27	4,29	1,13	1,28	2,61	1,17	0,47	0,57	2,53

A partire dai dati osservati nel periodo 2006–2023, sono state effettuate diverse simulazioni al fine di stimare l'evoluzione del consumo di suolo fino al 2033. Nelle *tabelle 9 e 10* sono riportati i risultati previsionali ottenuti tramite quattro diversi approcci di modellazione: Least Square, Regression Tree (RT), Random Forest (RF) e Neural Network (NN). Per ciascun modello sono indicati i valori di consumo di suolo previsti per due orizzonti temporali (2023–2028 e 2023–2033), espressi in ettari per anno (ha/anno). Si precisa che per il Comune di Noventa Padovana e Selvazzano Dentro con valori pari a 0 riportati nelle *tabelle 9 e 10* non indicano un'assenza di dati, ma rappresentano una previsione modellistica di assenza di nuovo consumo di suolo negli intervalli temporali considerati. Questa rappresentazione consente di confrontare le diverse risposte modellistiche e di valutare la coerenza tra i risultati simulati e le dinamiche osservate nei dati ISPRA.

Tabella 9 - Consumo di suolo simulato (ha/anno) nei comuni dell'area di studio - Previsioni 2023–2033 secondo i modelli Least Square, Regression Tree.

COMUNI AREA STUDIO	Modello Least Square		Modello Regression Tree	
	2028 (ha/anno)	2033 (ha/anno)	2028 (ha/anno)	2033 (ha/anno)
Abano Terme	0,3	0,47	0,44	0,52
Albignasego	13,15	10,95	8,5	19,35
Cadoneghe	5,05	6,2	3,15	3,46
Legnaro	1,15	1,05	1,3	1,29
Limena	7,7	11,375	10,08	6,51
Noventa Padovana	0	0	0	0
Padova	25,95	40,77	29,85	75,19
Ponte San Nicolò	2,1	4,22	1,22	0,85
Rubano	0,98	1,45	0,77	1,32
Saonara	0,35	0,57	0,26	0,35
Selvazzano Dentro	0	0	0	0
Vigodarzere	0,28	0,54	0,03	0,26
Vigonza	4,97	5,83	7,6	5,3
Villafranca Padovana	12,2	15,4	19,2	11,58

Tabella 10 - Consumo di suolo simulato (ha/anno) nei comuni dell'area di studio - Previsioni 2023–2033 secondo i modelli Random Forest e Neural Network.

COMUNI AREA STUDIO	Modelli Random Forest		Modello Neural Network	
	2028 (ha/anno)	2033 (ha/anno)	2028 (ha/anno)	2033 (ha/anno)
Abano Terme	0,22	0,34	0,26	0,36
Albignasego	10,68	14,26	18	26,81
Cadoneghe	3,26	4,4	4,04	6,46
Legnaro	1,12	1,03	1,55	1,53
Limena	6,11	6,85	6,13	9
Noventa Padovana	0	0	0	0
Padova	22,8	46,14	12,93	14,9
Ponte San Nicolò	0,65	2,47	0,7	4,06
Rubano	0,69	1,11	0,8	2,75
Saonara	0,31	0,4	0,27	0,4
Selvazzano Dentro	0	0	0	0
Vigodarzere	0,15	0,58	0,25	0,92
Vigonza	5,22	5,9	6,35	8,89
Villafranca Padovana	11,57	12,89	15,63	18,54

Sulla base dei valori osservati e simulati riportati nelle tabelle precedenti, è stata condotta un'analisi di dettaglio per ciascun comune dell'area di studio, al fine di evidenziare le specifiche dinamiche evolutive e verificare la coerenza tra dati reali e risultati modellistici. Di seguito sono riportati i principali risultati ottenuti, a partire dal caso del Comune di Padova.

5.7 Andamento storico e risultati previsionali del consumo di suolo nei Comuni.

5.7.1 Comune di Abano Terme

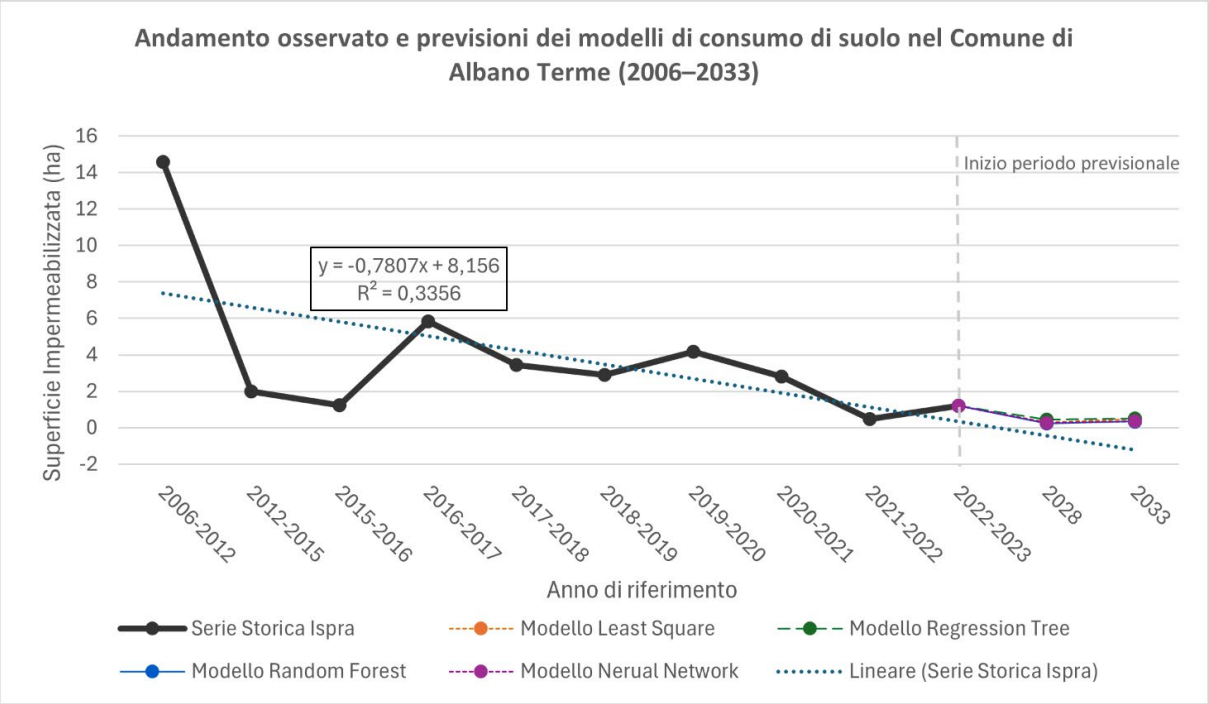


Figura 39 - Andamento osservato e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Abano Terme (2006–2033).

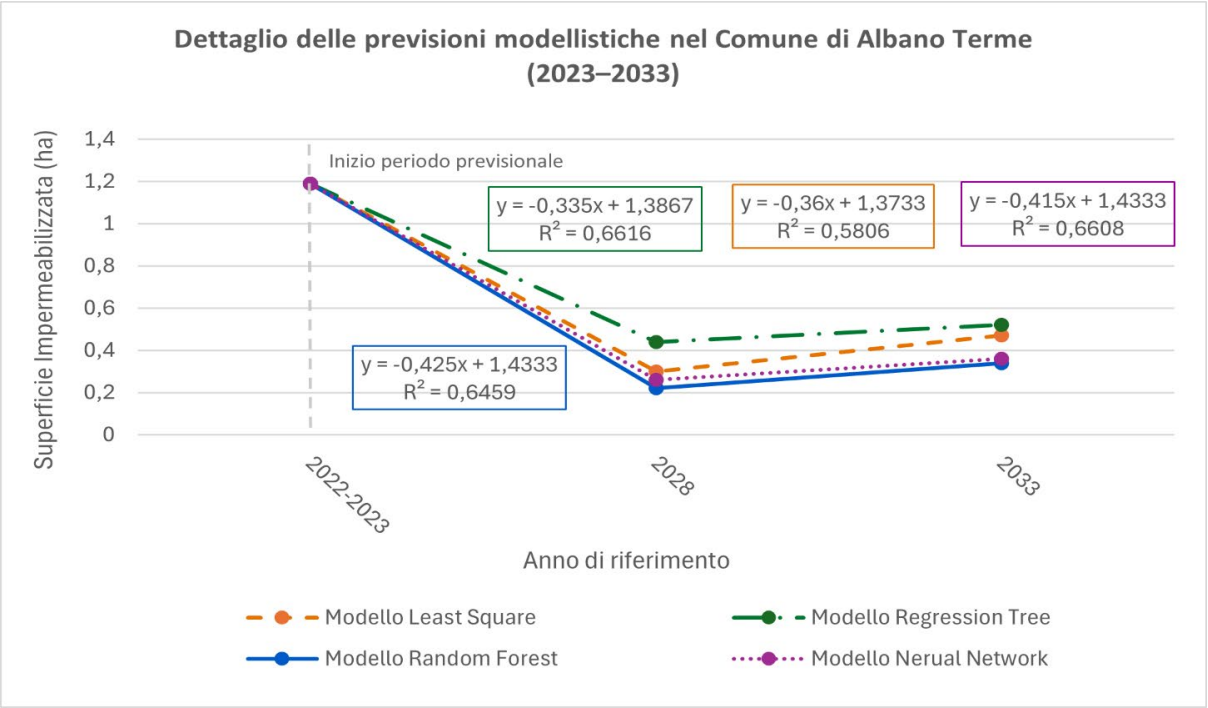


Figura 40 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Abano Terme (2023–2033).

Nel Comune di Abano Terme *(Figura 39)* la serie storica ISPRA mostra un'evidente contrazione del consumo di suolo tra il 2006 e il 2012, con una riduzione della superficie impermeabilizzata da circa 15 ettari a poco più di 2 ettari. Negli anni successivi si osservano leggere fluttuazioni, con un lieve aumento tra il 2016 e il 2019, seguito da un nuovo calo fino al 2022. La regressione lineare calcolata sulla serie storica evidenzia una tendenza mediamente decrescente, coerente con la progressiva riduzione del ritmo di consumo registrata nel periodo analizzato. Nel periodo previsionale 2023–2033 *(Figura 40)*, tutti i modelli mostrano un andamento complessivamente decrescente della superficie impermeabilizzata nel periodo 2023–2033. Dopo un valore iniziale di circa 1,2 ettari nel 2023, si osserva un calo marcato entro il 2028, seguito da una lieve ripresa o stabilizzazione nel 2033. Le differenze tra i modelli risultano minime: il Random Forest fornisce la stima più prudente, con valori leggermente inferiori rispetto agli altri, mentre il Regression Tree mostra una riduzione più attenuata e una successiva lieve risalita nella fase finale. I modelli Least Square e Neural Network si collocano su traiettorie intermedie, con pendenze molto simili. Nel complesso, le previsioni suggeriscono che Albano Terme potrebbe mantenere una sostanziale stabilità del consumo di suolo nel prossimo decennio, con variazioni contenute e senza segnali di espansione significativa.

5.7.2 Comune di Albignasego

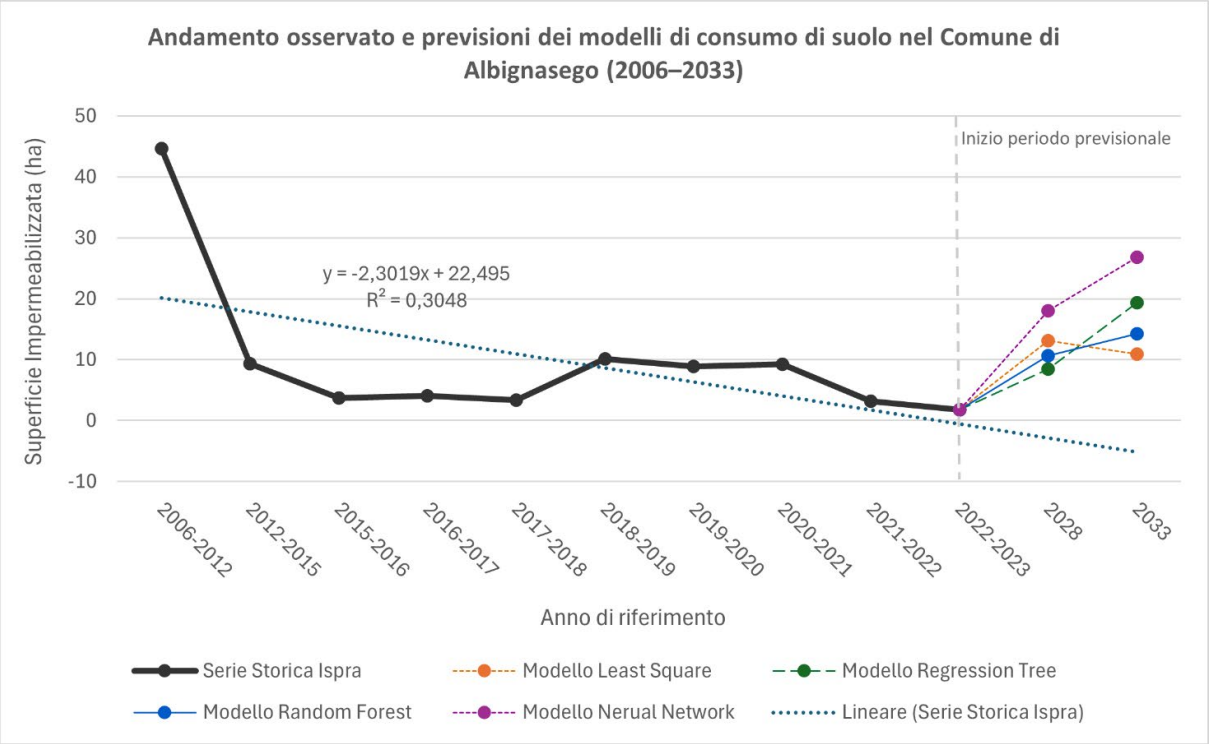


Figura 41 - Andamento storico del consumo di suolo e previsione dei modelli nel Comune di Albignasego.

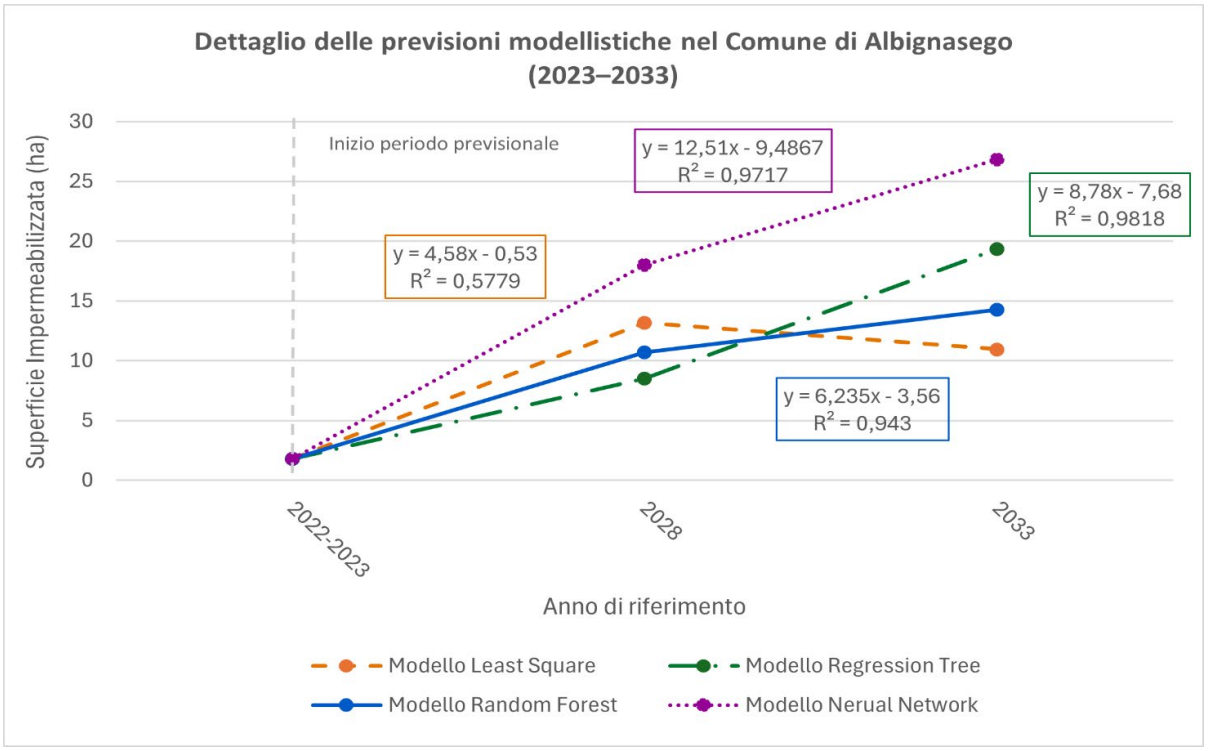


Figura 42 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Albignasego (2023–2033).

Nel Comune di Albignasego *(Figura 41)* la serie storica ISPRA evidenzia un forte calo del consumo di suolo tra il 2006 e il 2012, con una riduzione da circa 45 ha a meno di 10 ha, seguito da un periodo di

stabilità e lievi oscillazioni fino al 2022. La regressione lineare calcolata sulla serie storica conferma una tendenza generale decrescente, sebbene con una correlazione piuttosto bassa, indice della variabilità dei valori osservati nel tempo. Nel periodo previsionale 2023–2033 *(Figura 42)* per il Comune di Albignasego, tutti i modelli analizzati evidenziano un incremento della superficie impermeabilizzata, sebbene con pendenze e intensità differenti. Il modello Neural Network è quello che mostra la crescita più accentuata, con un aumento stimato superiore a 25 ha nel 2033, seguito dal Regression Tree, anch'esso caratterizzato da un andamento fortemente crescente. Il Random Forest restituisce un incremento più moderato e lineare, mentre il Least Square mostra una tendenza inizialmente positiva che tende a stabilizzarsi nel lungo periodo. I valori di R^2 elevati per la maggior parte dei modelli (soprattutto Regression Tree e Neural Network) indicano una buona coerenza delle stime con le traiettorie simulate. In sintesi, le proiezioni suggeriscono una ripresa significativa delle dinamiche di impermeabilizzazione, con differenze sostanziali tra modelli: la rete neurale risulta la più espansiva, mentre il modello a minimi quadrati appare il più prudente.

5.7.3 Comune di Cadoneghe

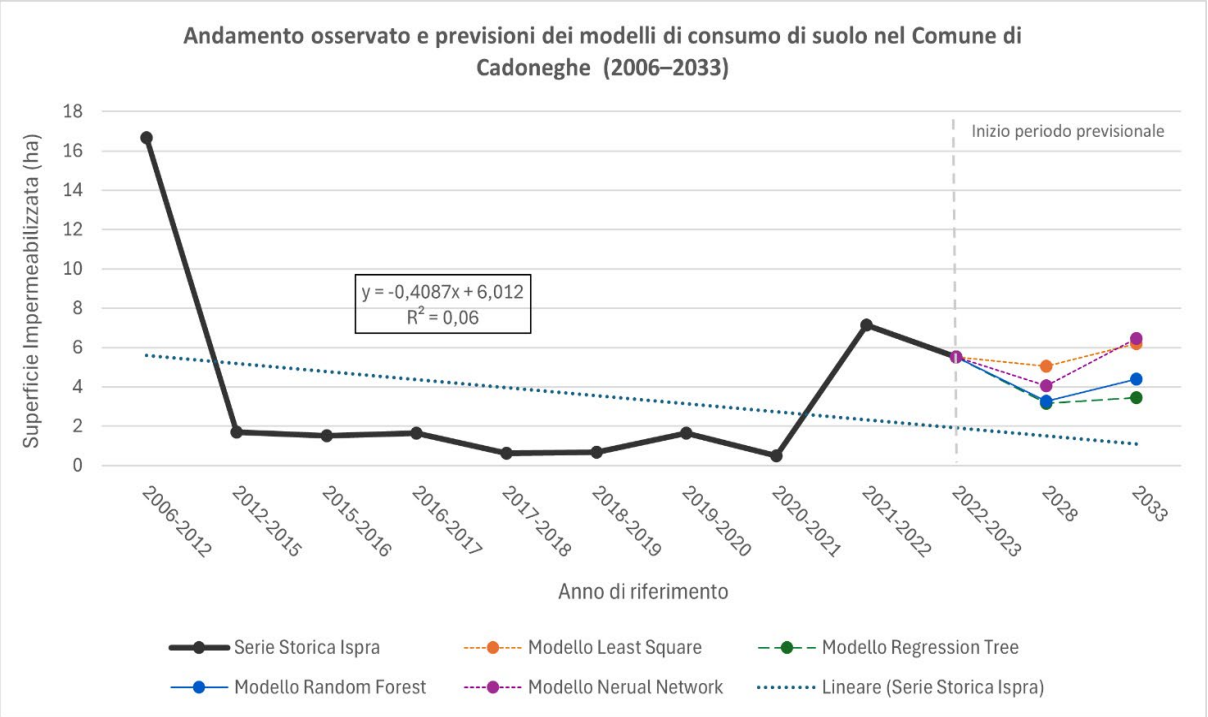


Figura 43 - Andamento storico e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Cadoneghe.

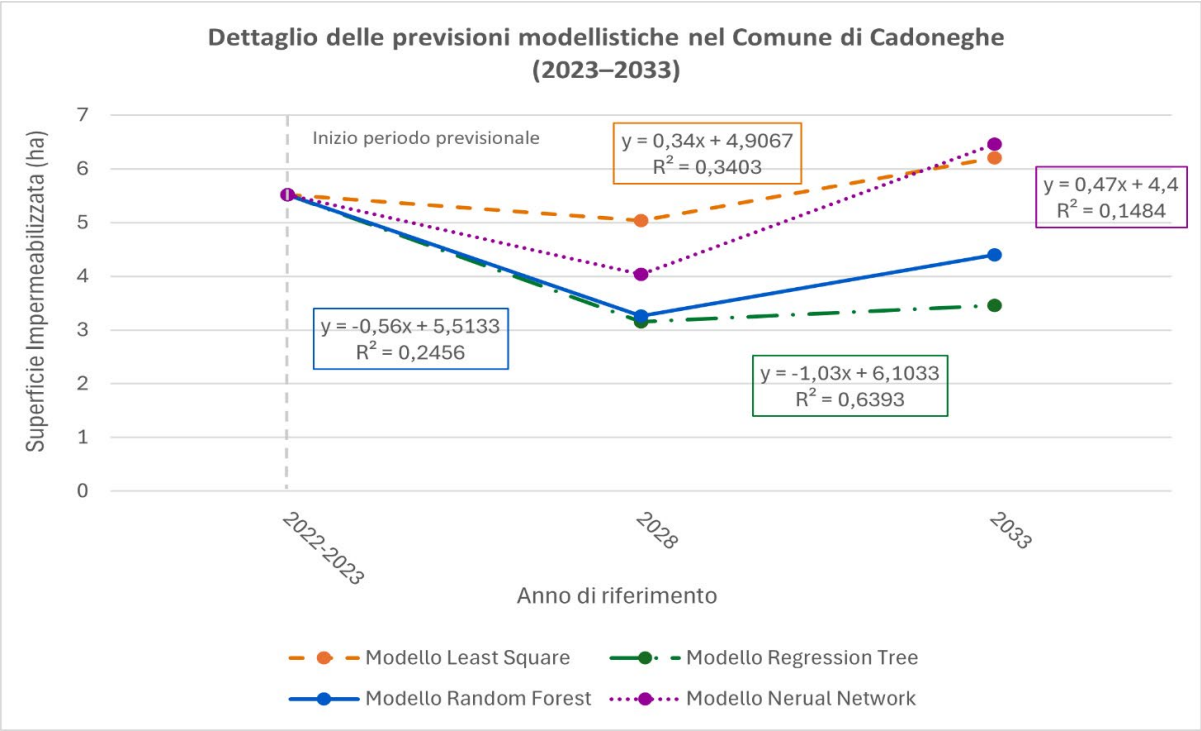


Figura 44 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Cadoneghe.

Nel Comune di Cadoneghe il consumo di suolo *(Figura 43)* mostra una riduzione significativa tra il 2006 e il 2012, seguita da valori sostanzialmente stabili fino al 2021, con un aumento isolato nel biennio 2021–2022. L'andamento complessivo appare irregolare, senza una tendenza lineare definita, ma con variazioni limitate nel corso del periodo osservato. Nel periodo previsionale 2023–2033 *(Figura 44)*, i modelli mostrano comportamenti tra loro differenziati. Il modello Regression Tree presenta la pendenza più marcata in senso negativo, indicando una lieve diminuzione delle superfici impermeabilizzate fino al 2028 seguita da una stabilizzazione. Il modello Random Forest mostra una variazione analoga ma più contenuta e in sensibile aumento al 2033. I modelli Least Squares e Neural Network restituiscono invece un incremento leggero, con valori di correlazione più bassi rispetto agli altri approcci. Nel complesso, le proiezioni indicano un contesto di sostanziale equilibrio, in cui la riduzione del consumo di suolo osservata negli anni precedenti sembra proseguire, ma con una possibile ripresa di lieve entità nel lungo periodo.

5.7.4 Comune di Legnaro

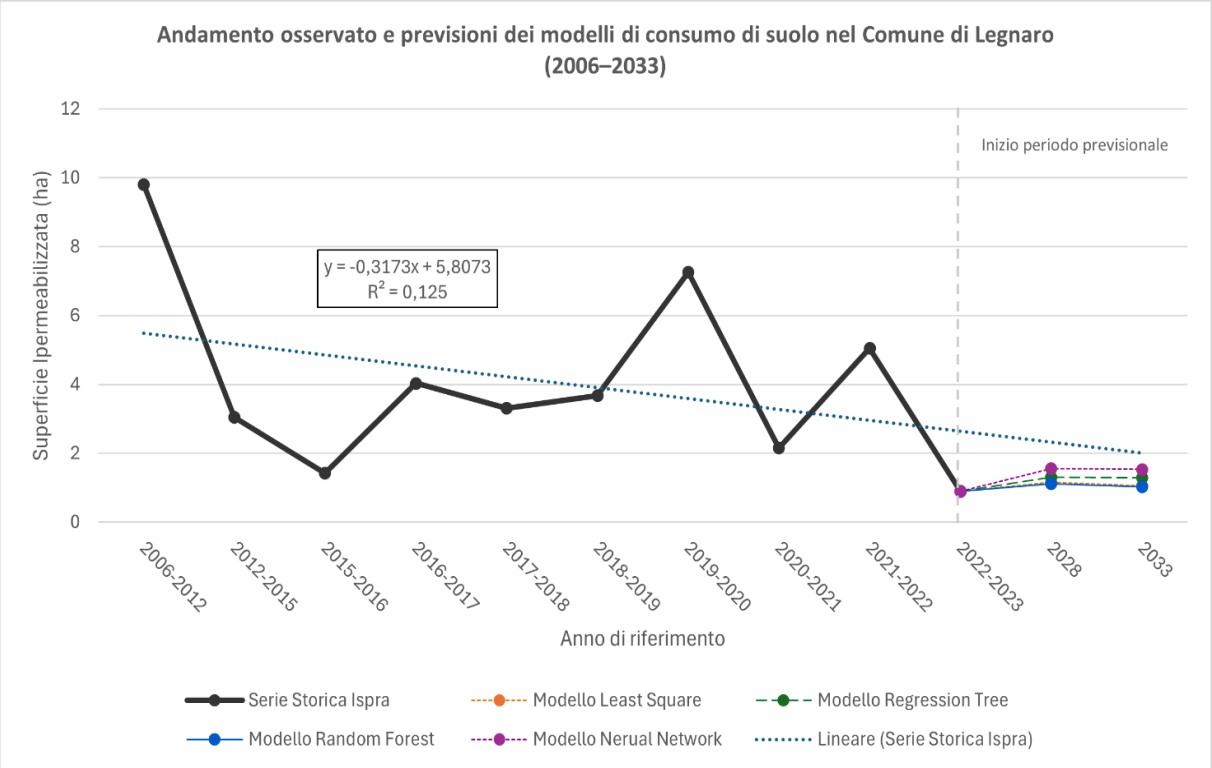


Figura 45 - Andamento storico e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Legnaro.

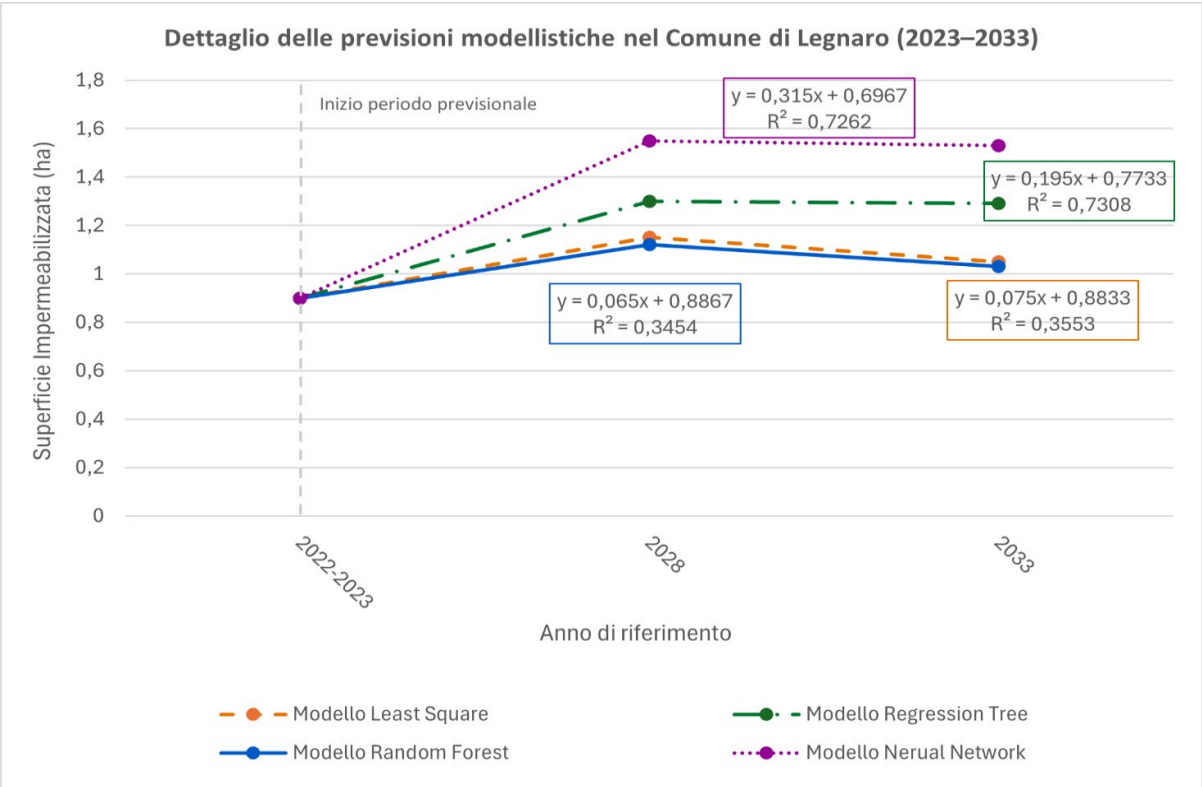


Figura 46 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Legnaro.

Nel Comune di Legnaro *(Figura 45)* la serie storica ISPRA evidenzia una netta riduzione del consumo di suolo tra il 2006 e il 2015, passando da circa 10 ettari a poco più di 1 ettaro. Negli anni successivi si osservano oscillazioni, con una lieve ripresa nel periodo 2018–2020 e una nuova diminuzione fino al 2022. La tendenza lineare mostra una generale decrescita nel tempo, ma con una correlazione debole dovuta all'andamento irregolare dei dati. Nel periodo previsionale 2023–2033 *(Figura 46)*, i modelli indicano una sostanziale stabilità del consumo di suolo, con valori compresi tra 0,8 e 1,5 ettari. Il modello Neural Network prevede un leggero incremento fino al 2028, seguito da una stabilizzazione, mentre gli altri modelli (Least Squares, Random Forest e Regression Tree) mantengono variazioni minime, con tendenze quasi orizzontali. Nel complesso, l'insieme delle previsioni suggerisce per Legnaro una situazione di equilibrio, con consumi contenuti e un'evoluzione del suolo urbanizzato prossima alla stabilità nel prossimo decennio.

5.7.5 Comune di Limena

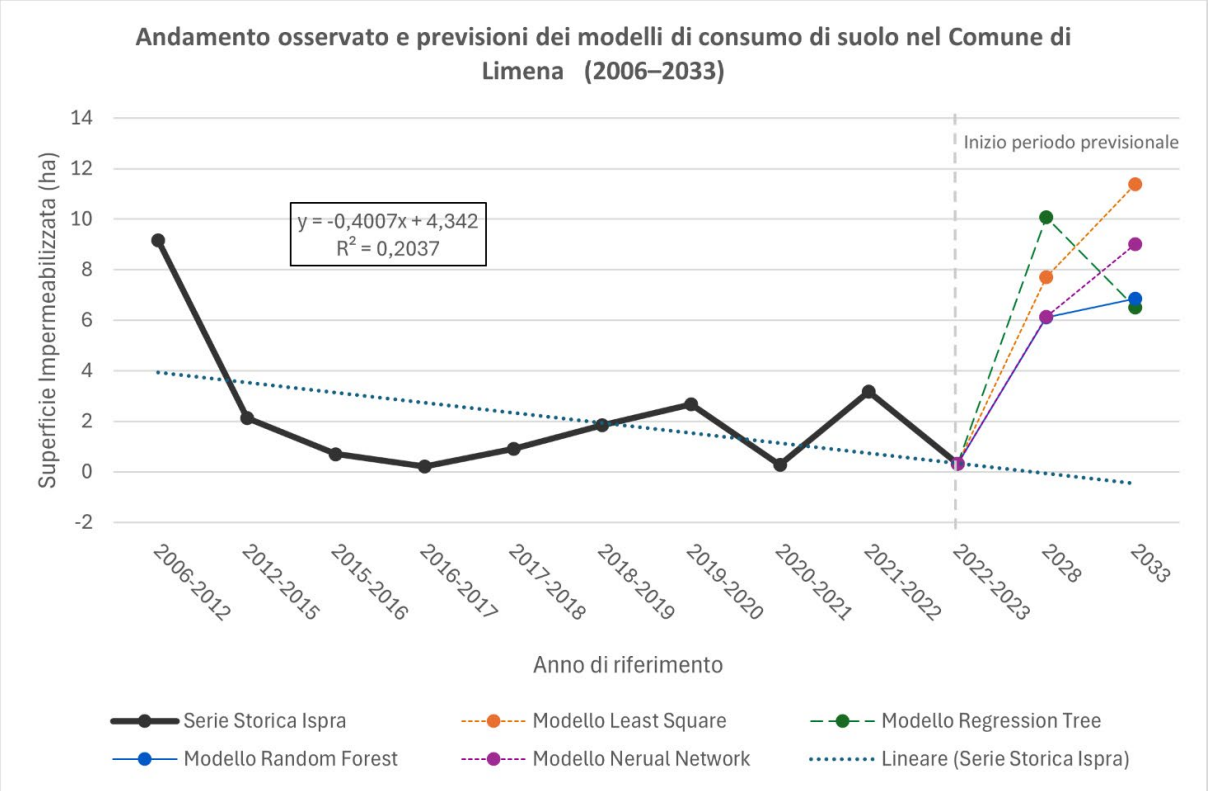


Figura 47 - Andamento storico e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Limena.

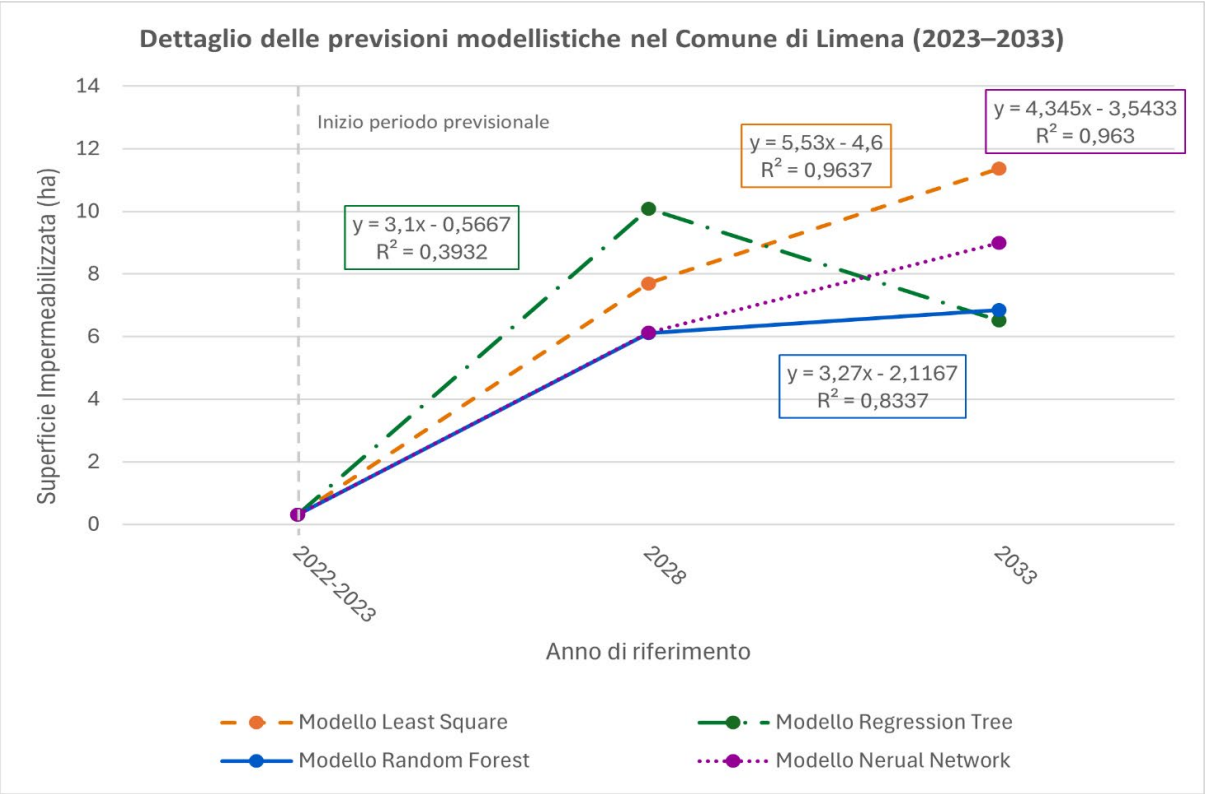


Figura 48 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Limena.

Nel Comune di Limena *(Figura 47)* la serie storica ISPRA mostra un andamento decrescente del consumo di suolo tra il 2006 e il 2015, con una riduzione della superficie impermeabilizzata da circa 9 ettari a meno di 1 ettaro, seguita da una lieve ripresa tra il 2017 e il 2021. Il valore della regressione lineare evidenzia una tendenza generale al calo, ma con una correlazione piuttosto debole, indice di una certa discontinuità nelle dinamiche storiche. Nel periodo previsionale 2023–2033 *(Figura 48)*, tutti i modelli mostrano una tendenza espansiva della superficie impermeabilizzata nel periodo 2023–2033, seppur con intensità differenti. Le proiezioni indicano un aumento progressivo fino al 2028, seguito da un diverso comportamento nella fase successiva. Il Least Square è il modello che prevede la crescita più marcata, con un incremento continuo fino a oltre 11 ha nel 2033. Il Regression Tree mostra invece un andamento più dinamico: una crescita rapida fino al 2028 seguita da una lieve flessione nel periodo 2028–2033, segno di una possibile stabilizzazione. Il Neural Network e il Random Forest restituiscono traiettorie più conservative, con incrementi più graduali e valori finali inferiori rispetto agli altri modelli. Nel complesso, le simulazioni suggeriscono una fase di espansione urbana significativa, con differenze tra modelli che riflettono diverse sensibilità nel proiettare la continuità delle tendenze recenti

5.7.6 Comune di Noventa Padovana

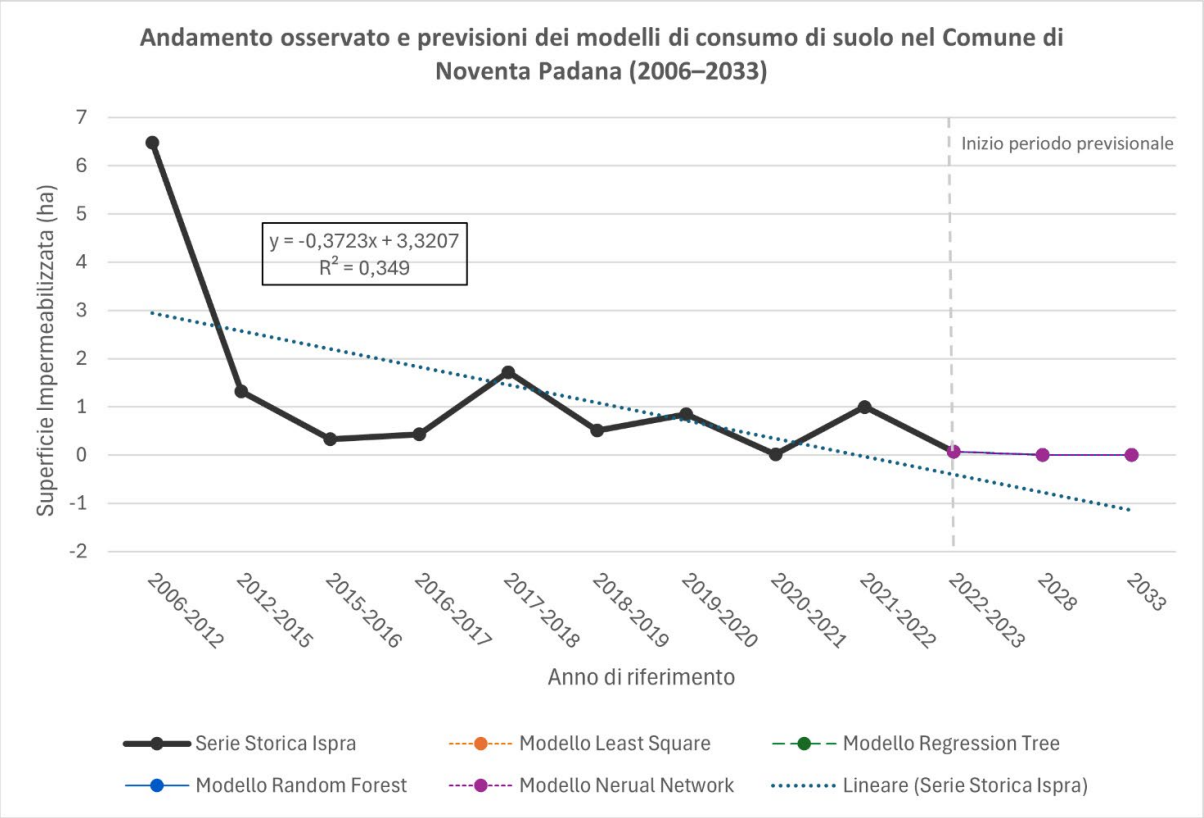


Figura 49 - Andamento storico e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Noventa Padana.

Nel Comune di Noventa Padovana la serie storica ISPRA *(Figura 49)* mostra una riduzione significativa del consumo di suolo tra il 2006 e il 2015, con un calo da circa 6,5 ettari a meno di 1 ettaro. Successivamente si osservano lievi fluttuazioni fino al 2021, ma senza nuovi incrementi rilevanti. La regressione lineare conferma una tendenza generale alla diminuzione della superficie impermeabilizzata, con un livello di correlazione discreto rispetto al periodo considerato. Nel periodo previsionale 2023–2033, tutti i modelli analizzati convergono su una situazione di stabilità: le proiezioni indicano valori costanti, pari allo zero, senza segni di ripresa del consumo di suolo. Nel complesso, il grafico evidenzia come il Comune di Noventa Padovana abbia raggiunto una condizione di equilibrio, con una riduzione progressiva del consumo di suolo nel tempo e una prospettiva di stabilità per gli anni futuri.

5.7.7 Comune di Padova

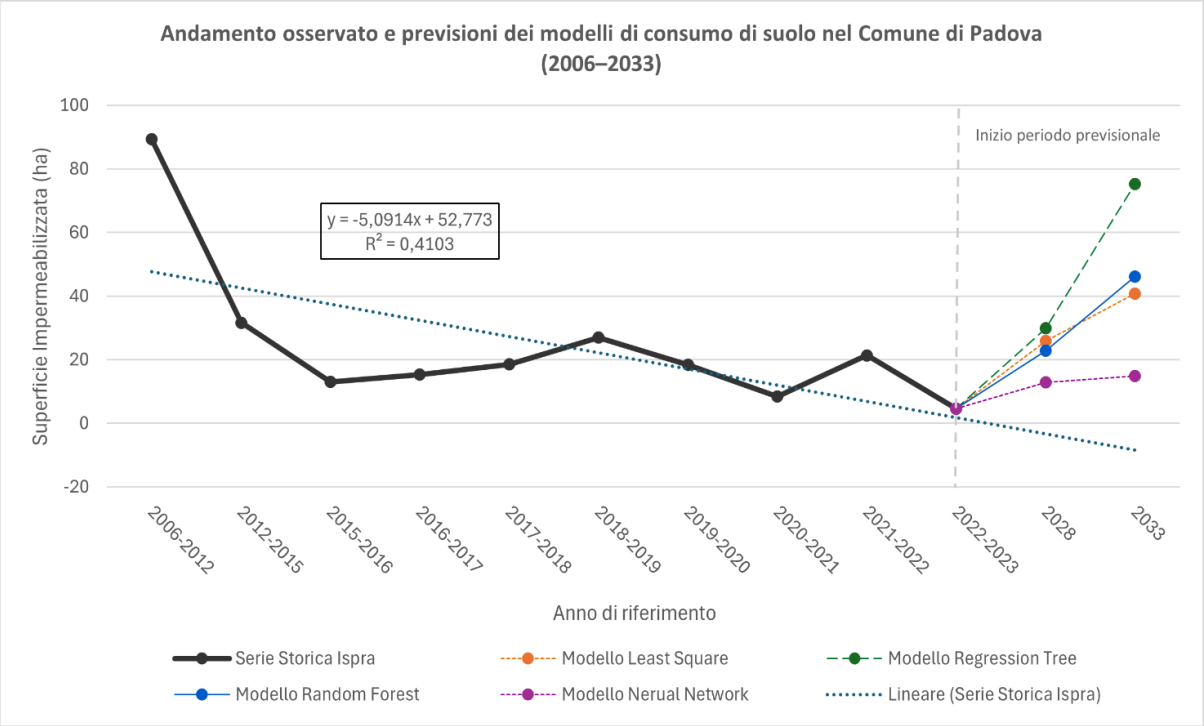


Figura 50 - Andamento storico del consumo di suolo e previsione dei modelli nel Comune di Padova.

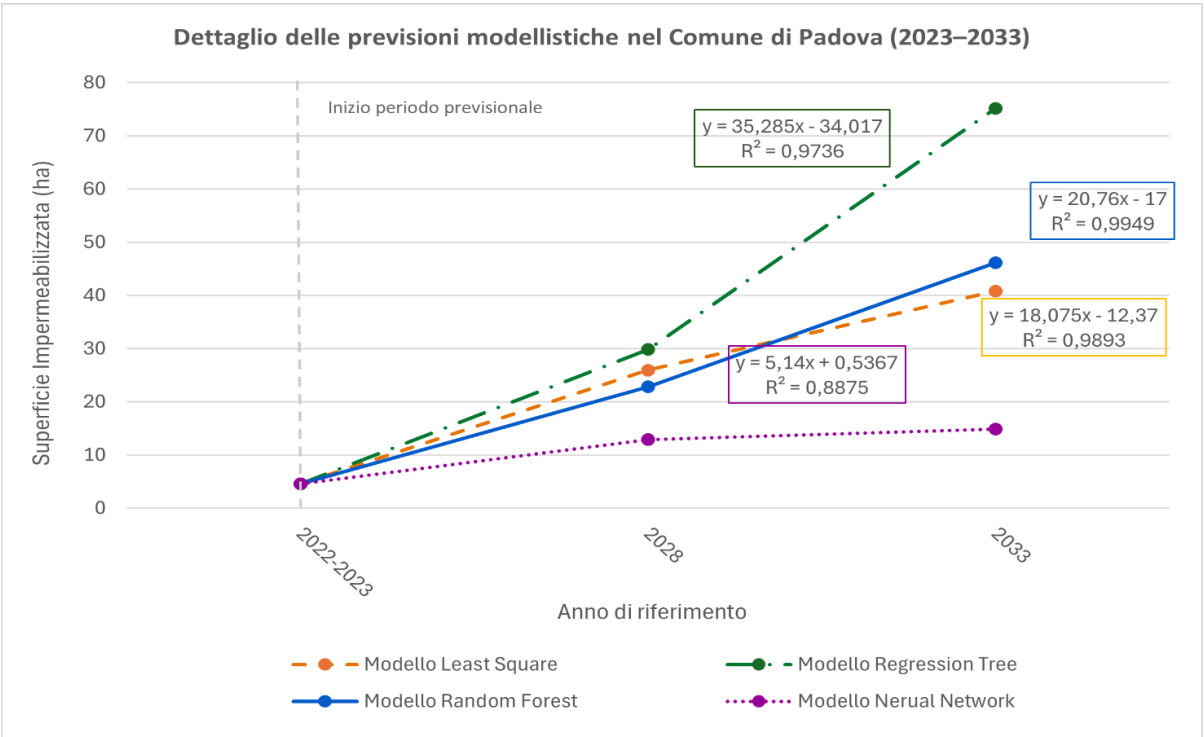


Figura 51 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Padova.

Nel Comune di Padova *(Figura 50)* la serie storica ISPRA mostra una netta riduzione della superficie impermeabilizzata tra il 2006 e il 2015, con un calo da circa 85 ettari a poco più di 10 ettari. Dopo questa fase di contrazione, si osserva una lieve ripresa del consumo di suolo tra il 2016 e il 2021, seguita da una nuova diminuzione nel 2022. La regressione lineare evidenzia una tendenza complessivamente

decrescente, con un grado di correlazione moderato, indice di variazioni significative nel tempo. Nel periodo previsionale 2023–2033 *(Figura 51)*, i modelli mostrano una chiara tendenza all'aumento della superficie impermeabilizzata tra il 2023 e il 2033, con valori che divergono progressivamente nel corso del periodo previsionale. Il Regression Tree prevede l'incremento più elevato, con una crescita estremamente rapida che porta a oltre 70 ha nel 2033, configurandosi come il modello più espansivo. Il Random Forest segue una traiettoria più moderata, ma comunque in forte aumento, raggiungendo circa 45 ha al termine del periodo. Il Least Square si mantiene su valori intermedi, con un'espansione lineare che porta a circa 35-40 ha nel 2033. Di contro, il Neural Network mostra un andamento molto più contenuto, con una crescita ridotta e valori finali attorno a 15 ha, nettamente inferiori rispetto agli altri modelli.

5.7.8 Comune di Ponte San Nicolò

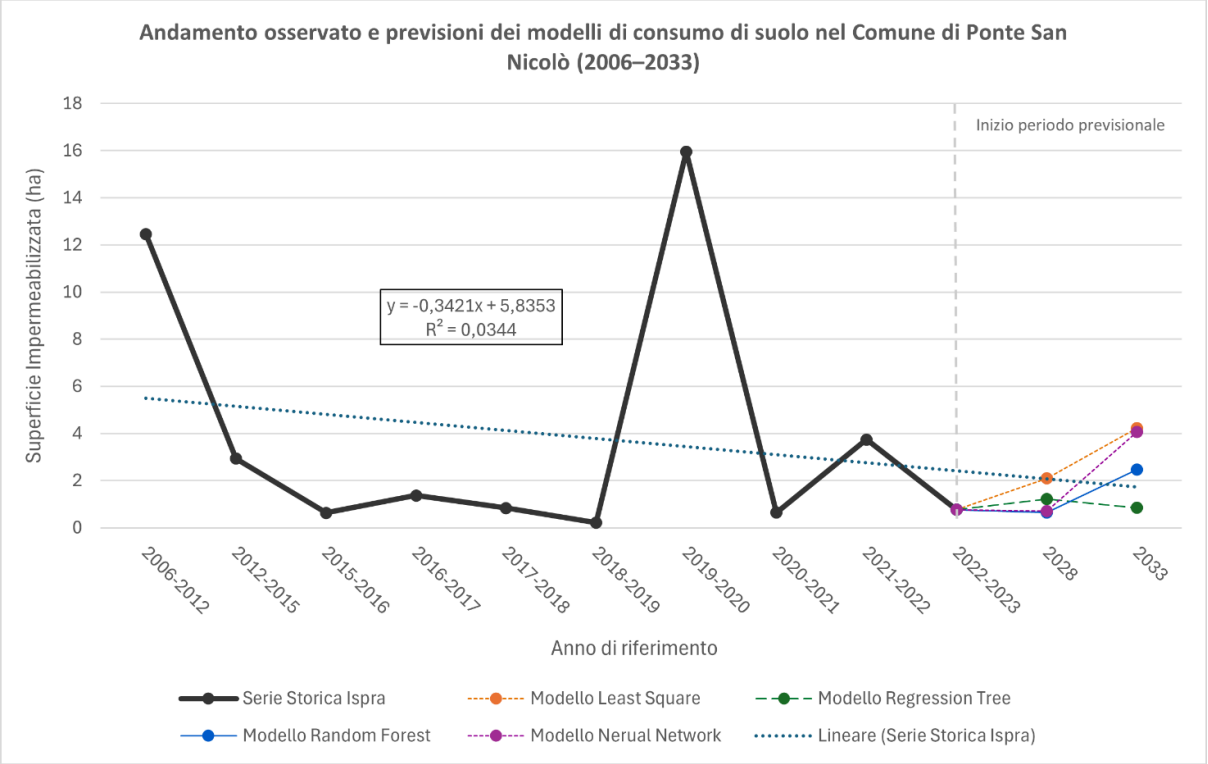


Figura 52 - Andamento storico e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Ponte San Nicolò.

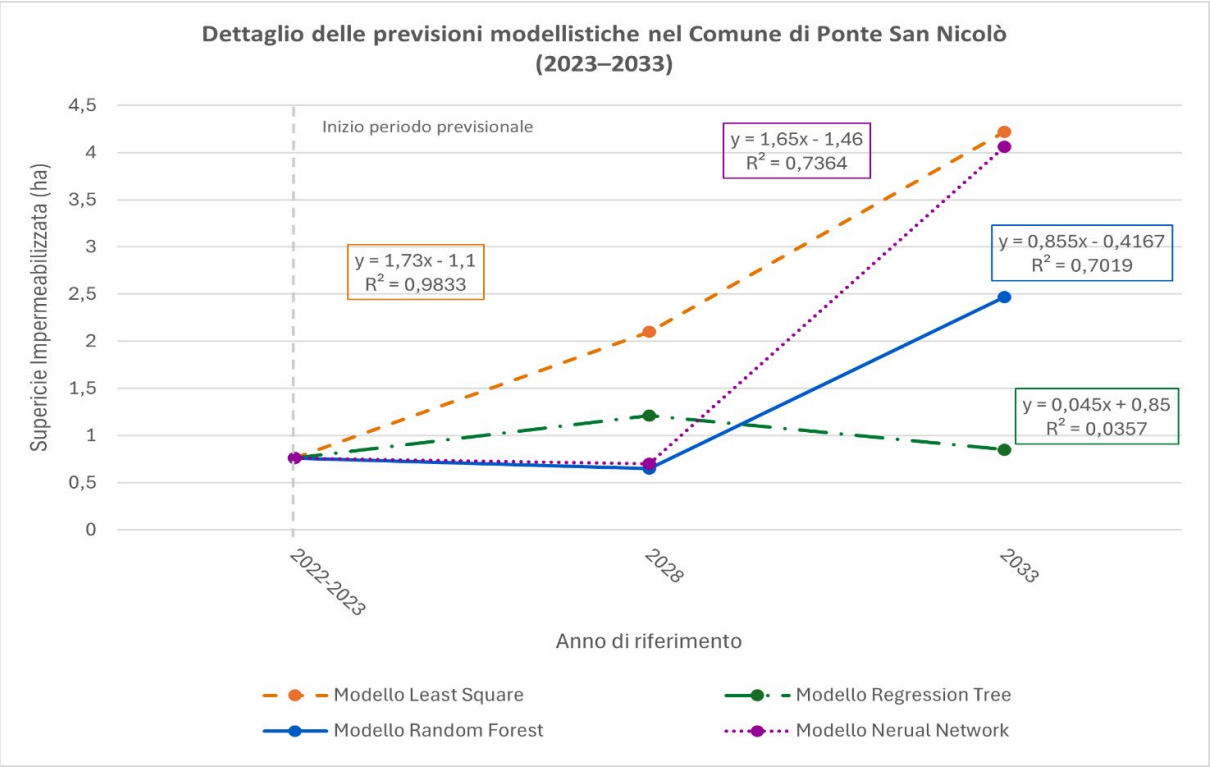


Figura 53 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Ponte San Nicolò.

Nel Comune di Ponte San Nicolò *(Figura 52)* l'andamento del consumo di suolo mostra una diminuzione tra il 2006 e il 2015, seguita da una fase di oscillazioni nel periodo successivo, con picchi isolati negli anni più recenti. Si osserva inoltre un picco significativo nel periodo 2019–2020, in cui la superficie impermeabilizzata supera i 15 ettari. L'andamento complessivo non segue una progressione lineare regolare, ma presenta variazioni discontinue all'interno del periodo osservato. Nel periodo previsionale 2023–2033 *(Figura 53)*, i modelli mostrano un incremento del consumo di suolo con differenze significative nelle stime. Il modello Neural Network presenta la pendenza più elevata, seguito dal modello Least Squares e dal modello Random Forest, tutti caratterizzati da una crescita moderata delle superfici impermeabilizzate. Il modello Regression Tree mostra invece una pendenza negativa, che si traduce in una lieve riduzione dei valori previsti e in una correlazione più debole con la tendenza generale. Nel complesso, i risultati mostrano una variabilità tra i modelli, con la maggior parte delle simulazioni orientate verso un lieve incremento delle superfici impermeabilizzate e un comportamento più irregolare nel caso del modello Regression Tree.

5.7.9 Comune di Rubano

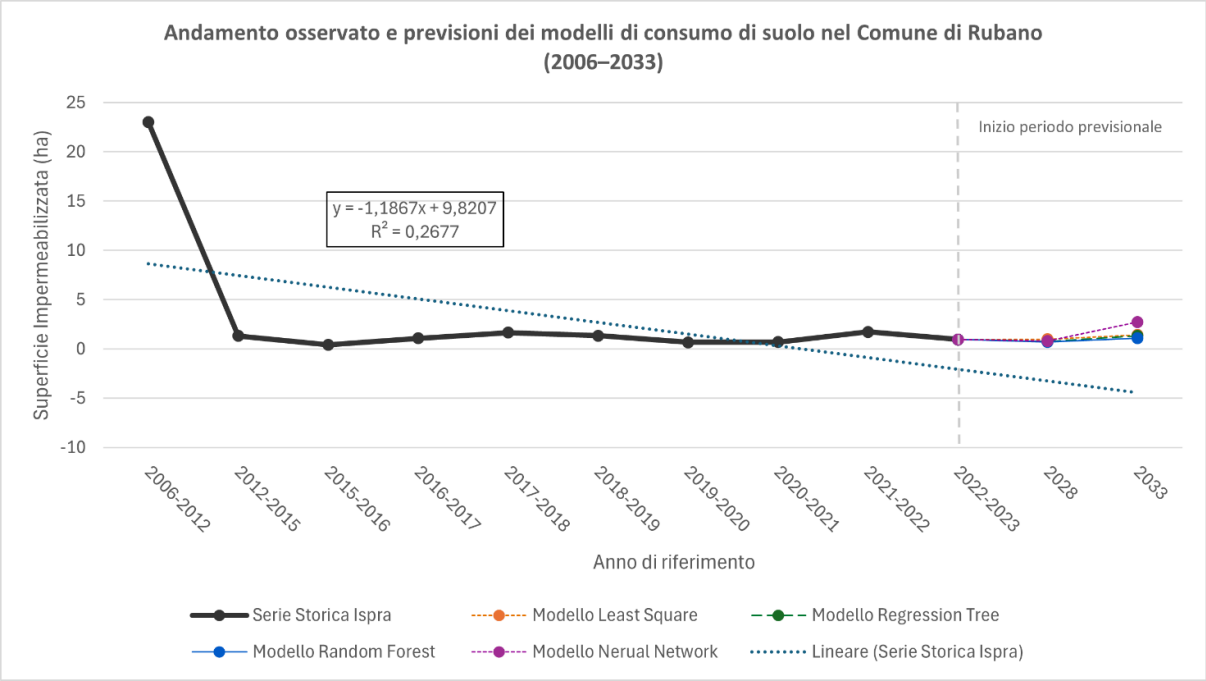


Figura 54 - Andamento osservato e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Rubano.

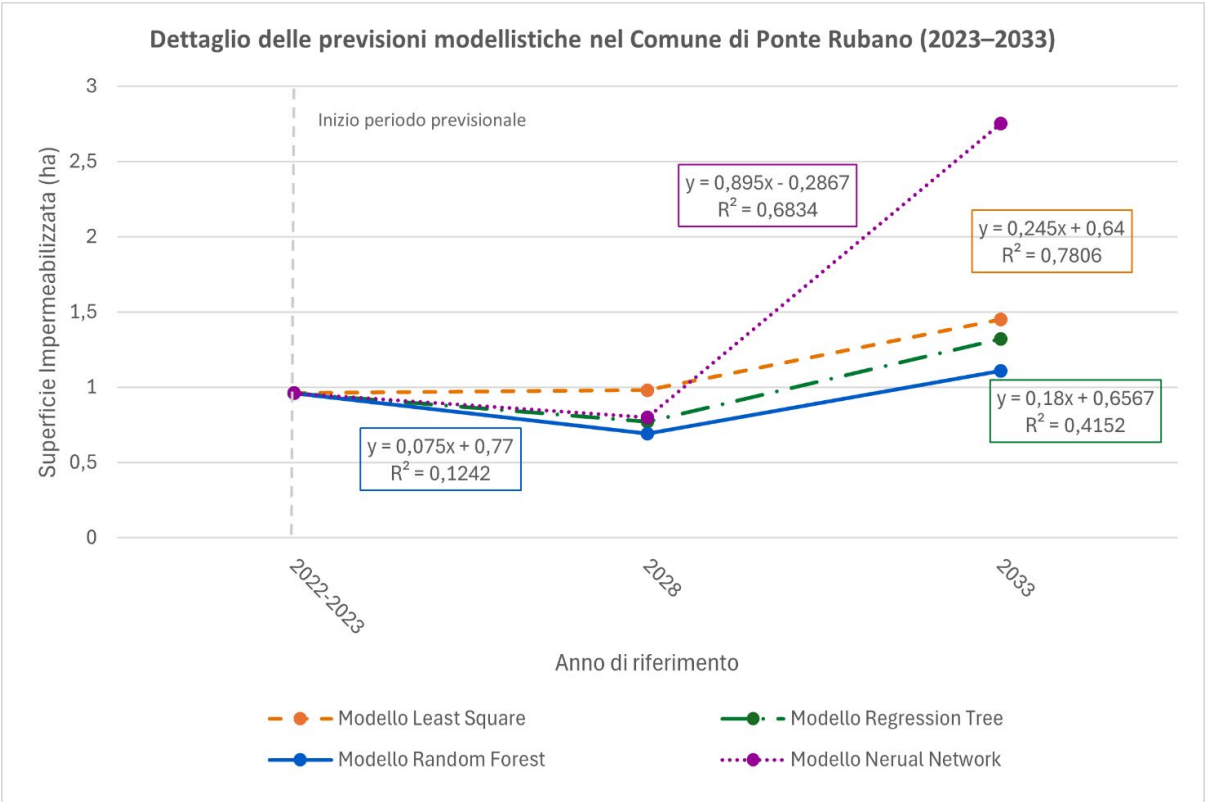


Figura 55 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Rubano.

Nel Comune di Rubano *(Figura 54)* la serie storica ISPRA mostra un netto calo del consumo di suolo tra il 2006 e il 2015, passando da oltre 20 ettari a valori prossimi allo zero. Successivamente, l'andamento si mantiene stabile con oscillazioni di modesta entità, indicando una sostanziale riduzione delle nuove

superfici impermeabilizzate. La tendenza lineare conferma una direzione decrescente, seppur con una correlazione relativamente bassa dovuta alla forte concentrazione dei valori su livelli minimi. Nel periodo previsionale 2023–2033 *(Figura 55)*, i modelli mostrano un andamento generalmente stabile della superficie impermeabilizzata nel periodo 2023–2033, con variazioni di modesta entità e differenze contenute tra i modelli. Si osserva a partire dal 2023 che tutti i modelli indicano una fase di quasi stazionarietà fino al 2028, seguita da un lieve incremento nel 2033. Il Least Square e il Regression Tree mostrano traiettorie molto simili, con un aumento progressivo ma contenuto (1,4–1,5 ha nel 2033). Il Random Forest evidenzia una tendenza ancora più moderata, mentre il Neural Network rappresenta un'eccezione, con una crescita più marcata nella parte finale del periodo, raggiungendo quasi 2,5 ha.

5.7.10 Comune di Saonara

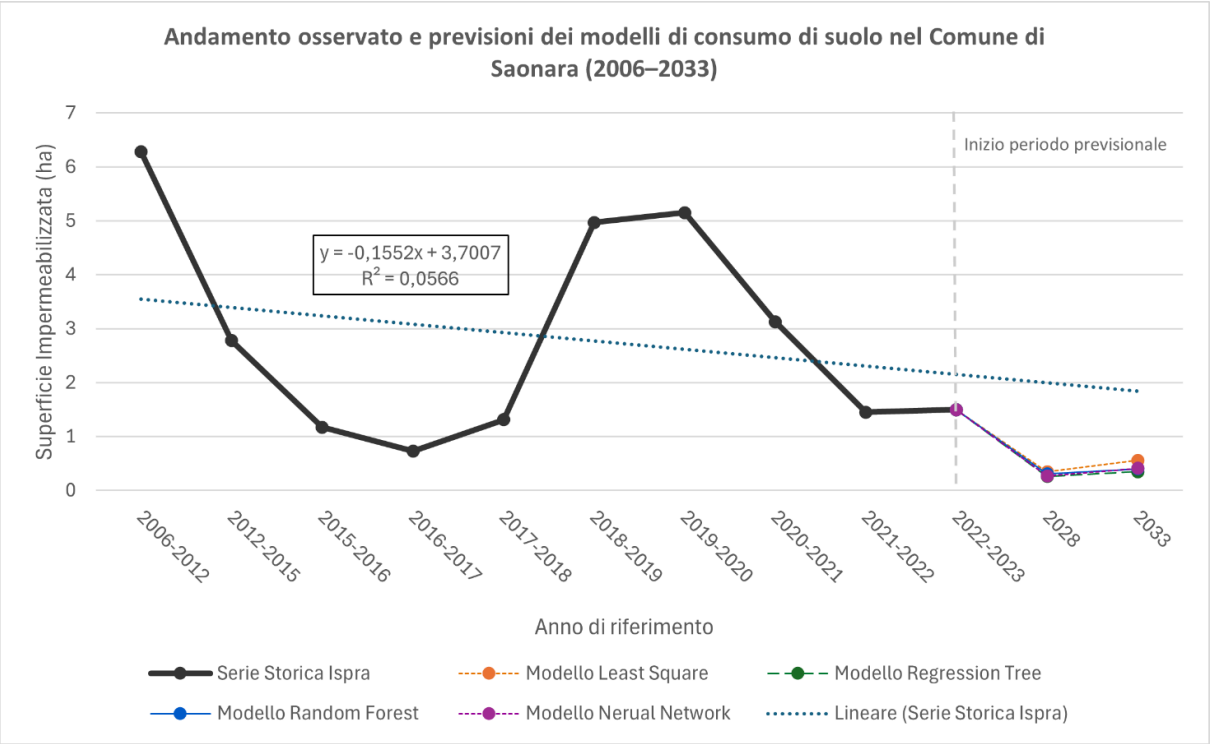


Figura 56 - Andamento osservato e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Saonara.

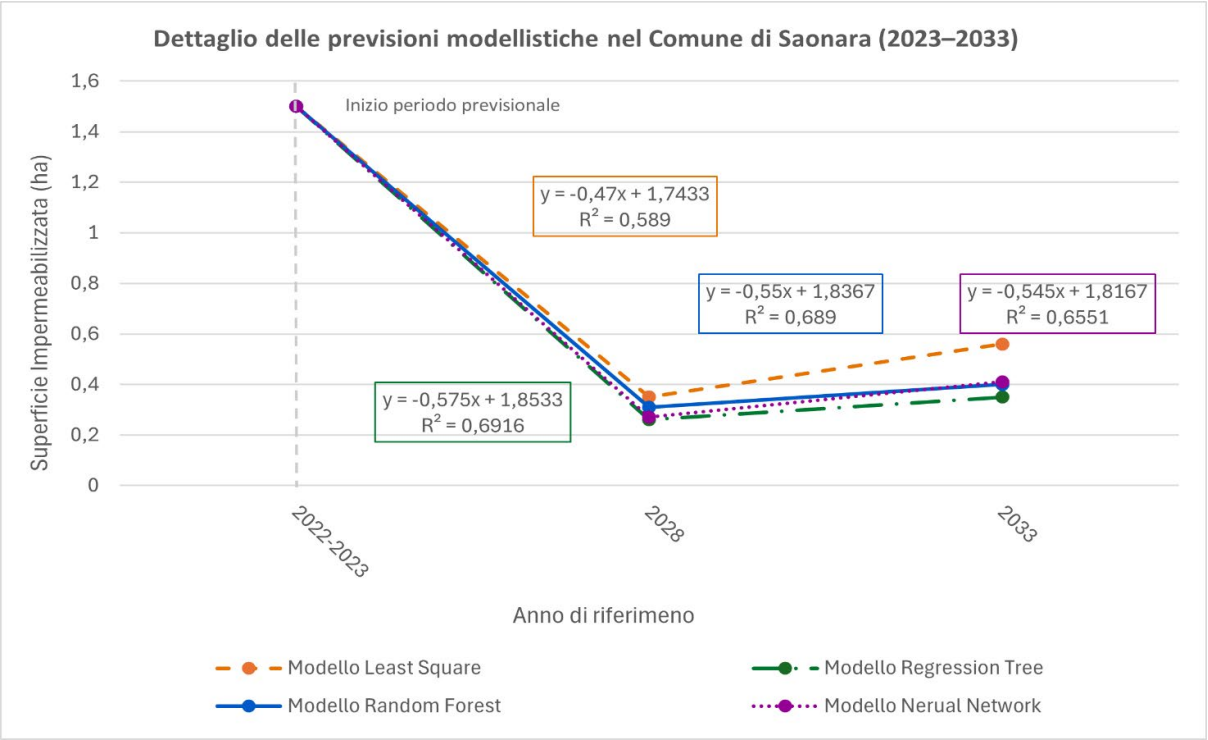


Figura 57 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Saonara.

Nel Comune di Saonara la serie storica ISPRA *(Figura 56)* mostra un andamento complessivamente irregolare, con una prima fase di riduzione del consumo di suolo fino al 2016 seguita da un marcato aumento tra il 2017 e il 2019, quando la superficie impermeabilizzata raggiunge i valori massimi dell'intera serie. Successivamente, il trend torna a diminuire fino al 2022, stabilizzandosi su livelli contenuti. La retta di regressione lineare ($y = -0{,}1552x + 3{,}7007$; $R^2 = 0{,}0566$) evidenzia una tendenza debolmente negativa e una correlazione molto bassa, indicativa di un'elevata variabilità nel periodo osservato. Nel periodo previsionale 2023–2033 *(Figura 57)*, tutti i modelli mostrano una tendenza al calo del consumo di suolo nei primi anni, seguita da una lieve ripresa verso il 2033. Le previsioni risultano molto simili tra loro, con valori compresi tra 0,3 e 0,5 ettari nel 2033 e un'elevata coerenza statistica (R^2 compresi tra 0,59 e 0,69). Nel complesso, il grafico evidenzia un fenomeno che, dopo una fase storica caratterizzata da oscillazioni e picchi isolati, tende ad assestarsi su livelli minimi di impermeabilizzazione, con prospettive di stabilità nel prossimo decennio.

5.7.11 Comune di Selvazzano Dentro

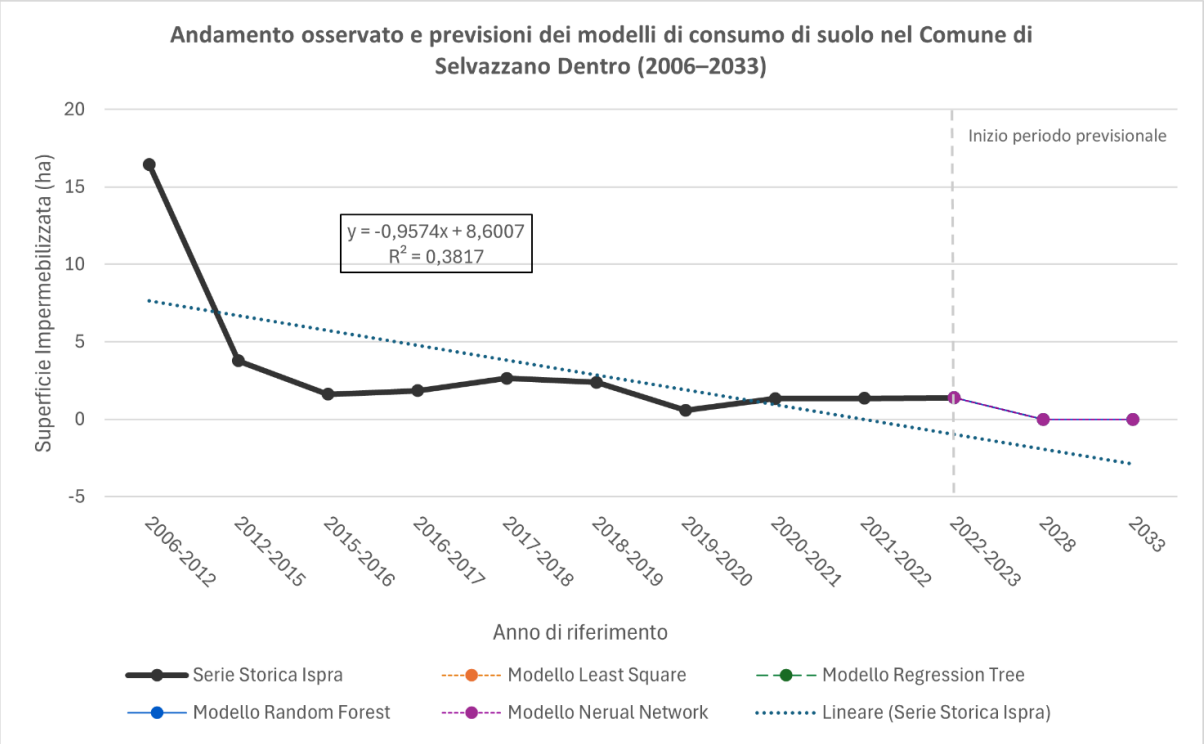


Figura 58 - Andamento osservato e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Selvazzano Dentro.

Nel Comune di Selvazzano Dentro la serie storica ISPRA *(Figura 58)* mostra un marcato calo del consumo di suolo nella prima parte del periodo analizzato, con una riduzione significativa tra il 2006 e il 2012, seguita da una fase di stabilità con valori minimi e variazioni marginali fino al 2022. La retta di regressione lineare ($y = –0,9574x + 8,6007$; $R^2 = 0,3817$) conferma una tendenza complessivamente decrescente, associata a un coefficiente di determinazione medio, indicativo di una discreta coerenza tra i dati osservati e la linea di tendenza. Nel periodo previsionale 2023–2033, tutti i modelli restituiscono valori pari a 0, evidenziando una sostanziale stabilità del fenomeno e un'assenza di segnali di crescita futura del consumo di suolo. Nel complesso, il grafico evidenzia un processo di progressiva contrazione dell'impermeabilizzazione, con livelli ormai minimi e prospettive di mantenimento di questa condizione nel prossimo decennio.

5.7.12 Comune di Vigodarzere

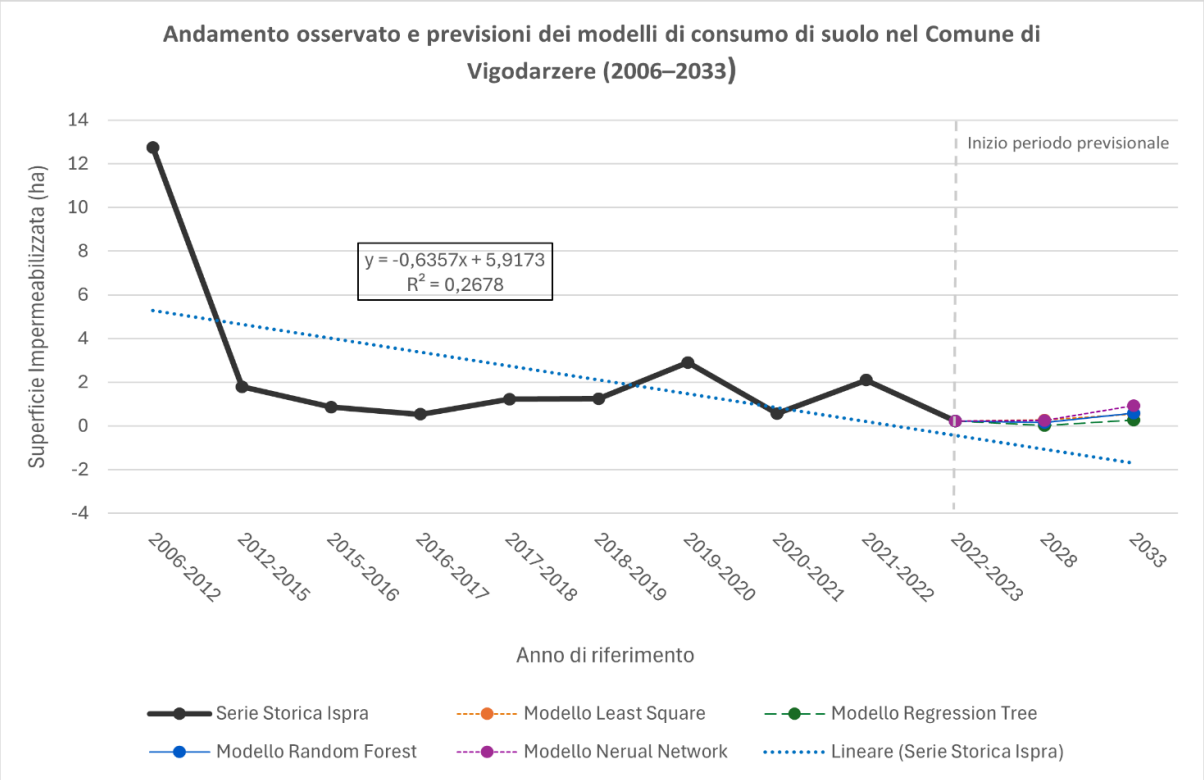


Figura 59 - Andamento storico e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Vigodarzere.

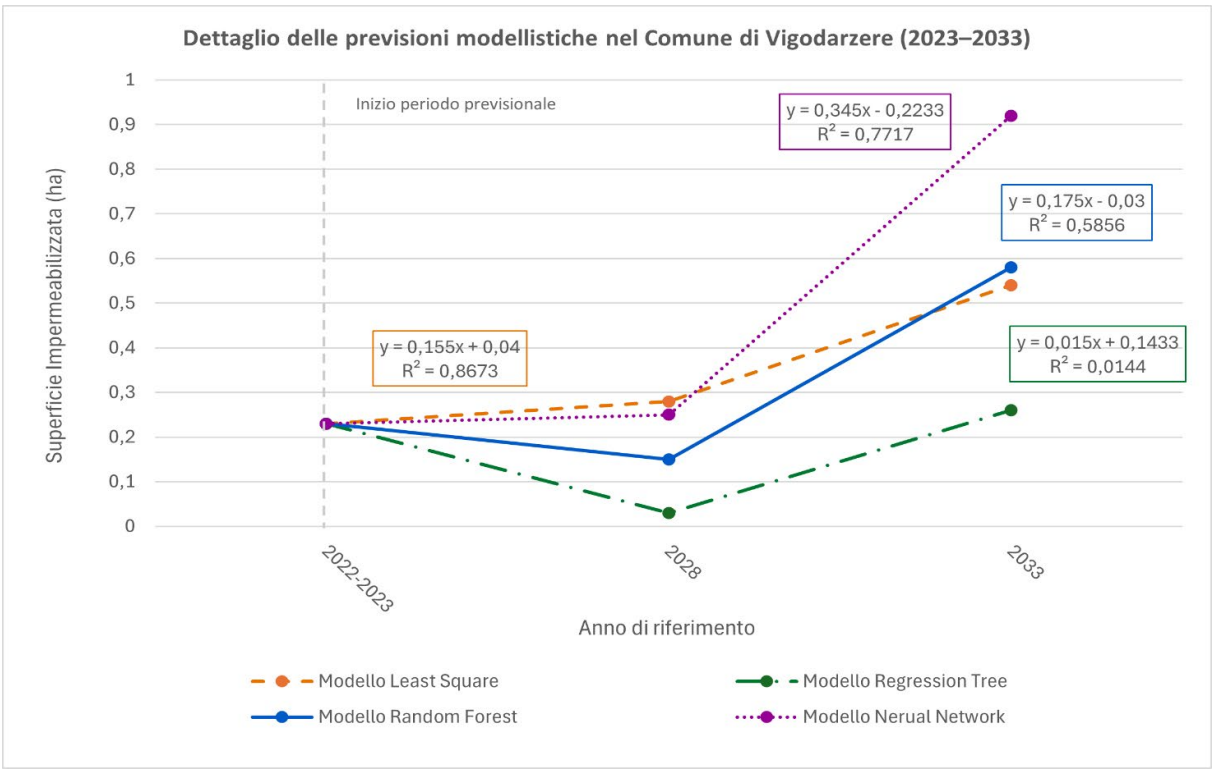


Figura 60 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Vigodarzere.

Nel Comune di Vigodarzere *(Figura 59)* il consumo di suolo mostra una riduzione significativa tra il 2006 e il 2015, seguita da una fase di oscillazioni con valori generalmente contenuti fino al 2021. La

regressione lineare calcolata sulla serie storica ISPRA (y = –0,6357x + 5,9173; R^2 = 0,2678) evidenzia una tendenza debolmente decrescente, con un livello di correlazione basso e un andamento complessivamente stabile nel tempo. Le variazioni osservate lungo la serie non definiscono una progressione lineare regolare, ma indicano lievi fluttuazioni nel valore della superficie impermeabilizzata. Nel periodo previsionale 2023–2033 *(Figura 60)*, indicano una crescita molto contenuta del consumo di suolo nel periodo 2023–2033, con valori assoluti di impermeabilizzazione inferiori a 1 ha. Nella prima parte del periodo (2023–2028) si osserva una sostanziale stabilità, con variazioni minime o lievi riduzioni della superficie impermeabilizzata. Il Regression Tree è il modello più prudente, mostrando una leggera diminuzione fino al 2028 e solo una modesta ripresa nel 2033. Il Least Square e il Random Forest descrivono invece un trend leggermente crescente, con incrementi molto contenuti che portano la superficie impermeabilizzata a circa 0,5–0,6 ha nel 2033. Diversamente, il Neural Network restituisce una traiettoria più marcata, evidenziando un incremento costante che si accentua nella parte finale del periodo, fino a sfiorare 1 ha. Nel complesso, le previsioni concordano nel rappresentare un contesto urbano sostanzialmente stabile, con dinamiche di espansione deboli o nulle.

5.7.13 Comune di Vigonza

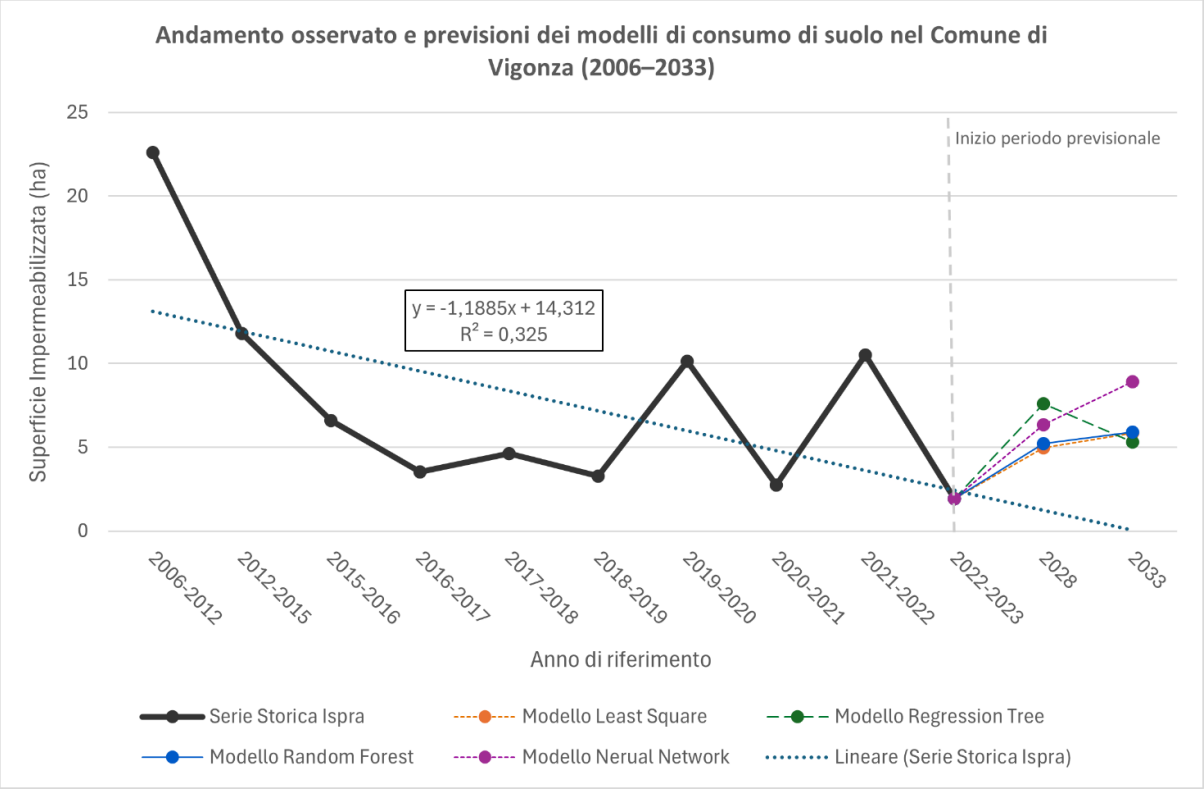


Figura 61 - Andamento osservato e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Vigonza.

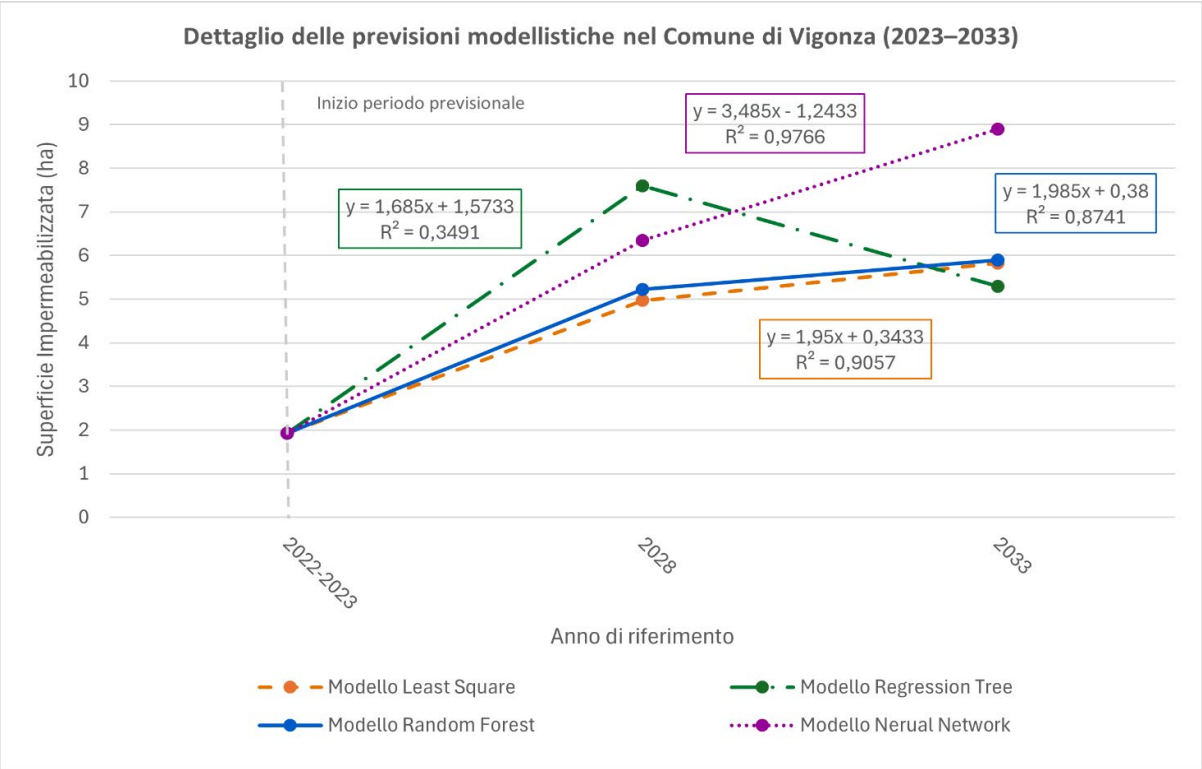


Figura 62 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Rubano.

Nel Comune di Vigonza il consumo di suolo mostra *(Figura 61)* una riduzione costante tra il 2006 e il 2015, seguita da una fase di oscillazioni con variazioni più accentuate tra il 2018 e il 2022. La regressione lineare calcolata sulla serie storica ISPRA ($y = –1,1885x + 14,312$; $R² = 0,325$) evidenzia una tendenza debolmente decrescente, con un livello di correlazione moderato. L'andamento complessivo risulta variabile nel tempo, con picchi isolati che interrompono la regolarità del trend discendente. Nel periodo previsionale 2023-2033 *(Figura 62)* i modelli mostrano un incremento graduale della superficie impermeabilizzata, con valori che partono da circa 2 ha nel 2023 e raggiungono tra i 5 e i 9 ha nel 2033, a seconda del modello considerato. Il Least Square e il Random Forest evidenziano un andamento simile e coerente, con una crescita lineare moderata che porta a un aumento complessivo di circa 3 ha, indicando una dinamica di espansione urbana contenuta ma costante. Il Regression Tree mostra invece una crescita più rapida nella prima parte del periodo (2023–2028), seguita da una lieve flessione. Il Neural Network risulta il modello più espansivo, proiettando una crescita continua e più marcata fino a quasi 9 ha nel 2033. Nel complesso, Vigonza si distingue per una tendenza all'aumento del consumo di suolo, con differenze tra i modelli più evidenti nella seconda parte del periodo previsionale.

5.7.14 Comune di Villafranca Padovana

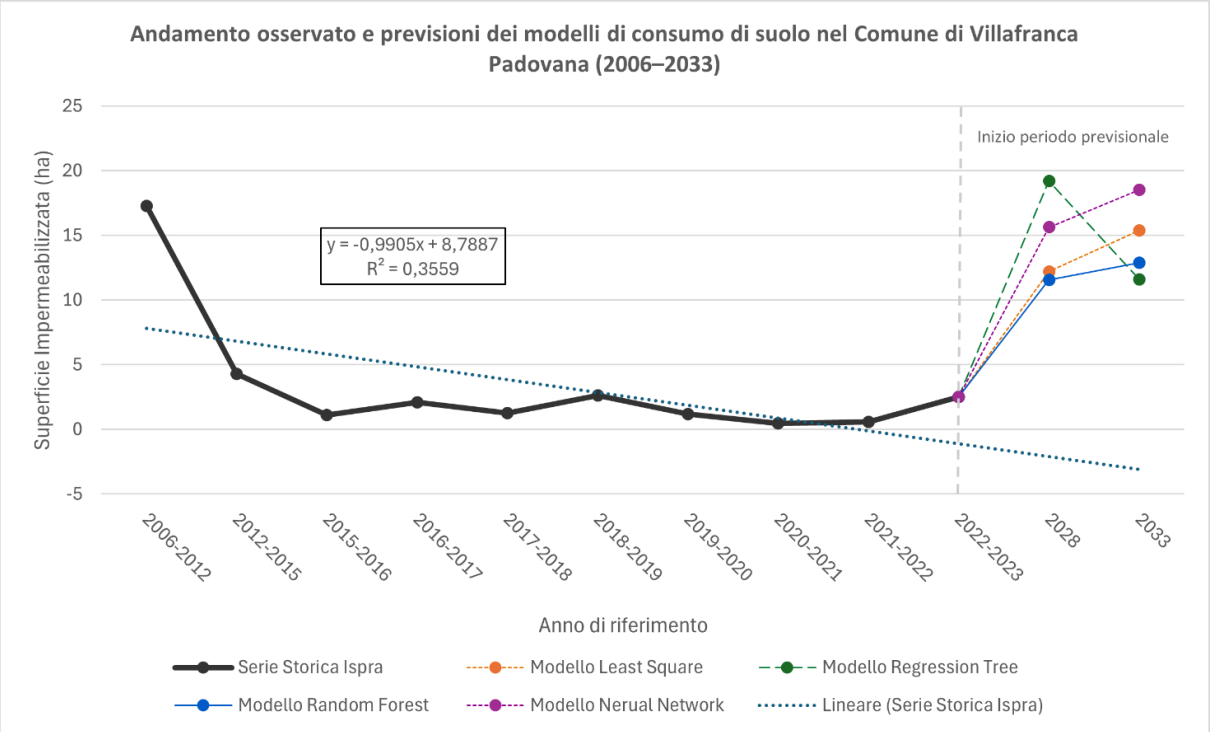


Figura 63 - Andamento osservato e previsioni dei modelli di consumo di suolo nel Comune di Villafranca Padovana.

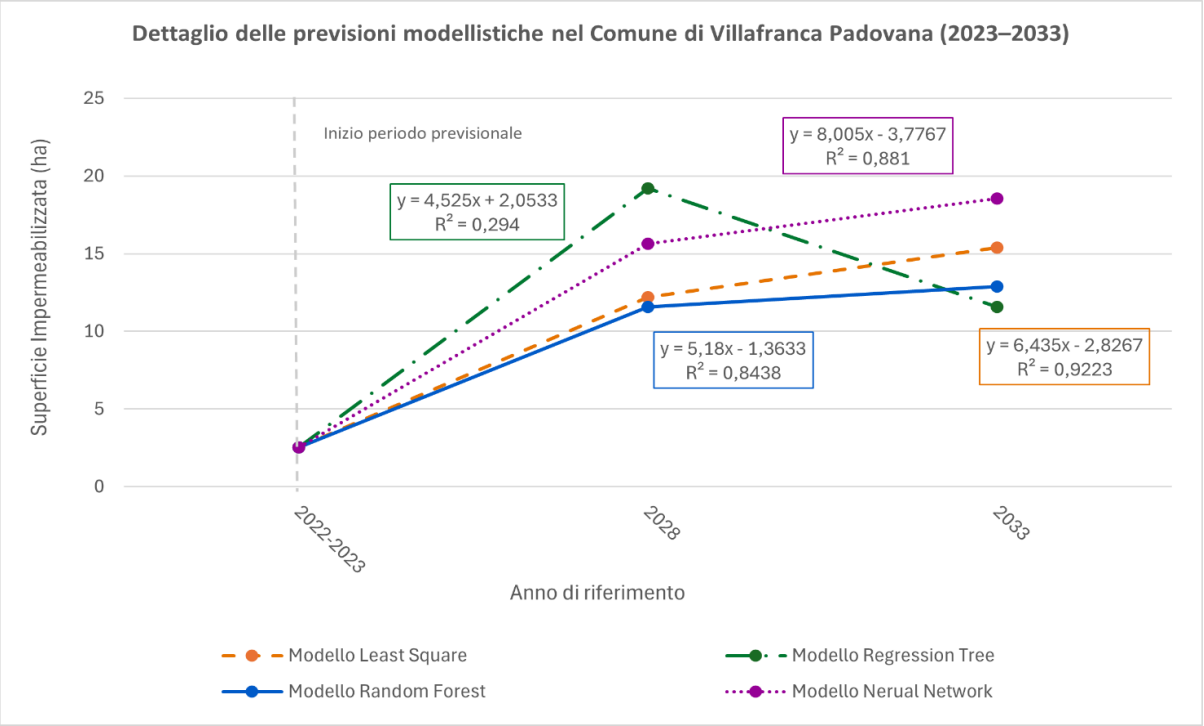


Figura 64 - Dettaglio delle previsioni modellistiche del consumo di suolo nel Comune di Villafranca Padovana.

Nel Comune di Villafranca Padovana *(Figura. 63)* la serie storica ISPRA mostra un deciso calo del consumo di suolo nella prima parte del periodo analizzato, con una riduzione significativa tra il 2006 e il 2012 e una successiva fase di stabilizzazione fino al 2022. La retta di regressione lineare ($y = –0,9905x + 8,7887$; $R^2 = 0,3559$) conferma una tendenza complessivamente decrescente, sebbene con una

moderata dispersione dei dati, riflettendo un rallentamento progressivo delle trasformazioni territoriali. Nel periodo previsionale 2023–2033 *(Figura 64)* i modelli mostrano una tendenza inversa rispetto alla fase storica: tutti prevedono un incremento del consumo di suolo, con differenze più marcate tra le metodologie. Il modello Regression Tree evidenzia la crescita più repentina fino al 2028, seguita da un leggero calo, mentre il Neural Network mantiene un andamento crescente costante nel tempo. I modelli Least Square e Random Forest producono risultati più moderati, con incrementi progressivi ma contenuti. Nel complesso, il grafico suggerisce che, dopo un lungo periodo di stabilità, il Comune potrebbe andare incontro a una nuova fase di espansione dell'impermeabilizzazione, seppur con intensità variabile a seconda del modello utilizzato.

5.8 Previsioni aggregate di superficie urbanizzata e accuratezza dei modelli

La *Tabella 11* presenta la superficie urbanizzata prevista (in ettari) per gli anni 2028 e 2033 sull'intera area di studio, unitamente ai valori di errore percentuale medio (RMSE%) calcolati per ciascun modello attraverso le procedure MATLAB. I risultati si riferiscono ai quattro modelli considerati: Least Squares (ARX), Random Forest, Regression Tree e Neural Network. Nel 2028, le previsioni mostrano valori compresi tra 62,78 ettari nel modello Random Forest e 82,40 ettari nel modello Regression Tree, mentre il modello ARX stima 74,18 ettari e il modello basato su rete neurale 66,90 ettari. Nel 2033, la superficie urbanizzata prevista aumenta in tutti i casi, variando da 94,62 ettari (Neural Network) a 125,98 ettari (Regression Tree), con valori intermedi pari a 96,37 ettari per Random Forest e 98,82 ettari per ARX. L'errore percentuale medio (RMSE%) evidenzia scostamenti contenuti tra i valori stimati e quelli osservati nei periodi di validazione. Per l'anno 2028, esso varia da 0,80% nel modello Random Forest a 1,31% nel modello Neural Network, mentre nel 2033 risulta compreso tra 0,94% (Random Forest) e 1,93% (Regression Tree). Tali valori rappresentano la deviazione percentuale media derivante dagli scarti quadratici medi (RMSE) e consentono di quantificare il grado di accuratezza raggiunto nella fase di calibrazione per ciascun modello. Nel complesso, i risultati mostrano una coerenza generale tra le stime prodotte dai diversi approcci, con differenze nelle quantità di superficie urbanizzata previste che riflettono la diversa impostazione metodologica dei modelli e la loro risposta ai dati utilizzati per l'elaborazione.

Tabella 11 - Superficie urbanizzata prevista e valori di errore percentuale medio (RMSE%) per i modelli ARX, Random Forest, Regression Tree e Neural Network (anni 2028 e 2033).

Modelli	Ettari consumati (2028)	Errore Percentuale Medio (RMSE%)	Ettari Consumati (2033)	Errore Percentuale Medio (RMSE%)
Least Squares (ARX)	74,18	1,1605	98,82	1,3097
Random Forest (ML)	62,78	0,7996	96,37	0,9401
Regression Tree (ML)	82,4	1,1588	125,98	1,926
Neural Network (DL)	66,9	1,3081	94,62	1,3887

Capitolo 6 -Discussione e conclusioni

Abstract Capitolo

L'interpretazione dei risultati ottenuti mediante l'applicazione dei modelli predittivi di consumo di suolo è articolata su più livelli di analisi. In primo luogo, viene esaminato il comportamento dei singoli modelli al fine di valutarne la coerenza spaziale delle previsioni, la capacità predittiva e i principali limiti emersi dall'applicazione all'area di studio. Successivamente, il confronto comparativo tra approcci lineari e non lineari consente di mettere in evidenza le differenze metodologiche e le implicazioni territoriali delle simulazioni prodotte.
L'analisi integra, inoltre, una lettura a scala comunale, che permette di confrontare le dinamiche storiche osservate con le traiettorie previsionali, evidenziando convergenze e divergenze tra i modelli nei diversi contesti territoriali. La parte conclusiva sintetizza i principali risultati della ricerca, valutando l'affidabilità e il potenziale operativo dei modelli a supporto delle politiche sovracomunali di contenimento del consumo di suolo e delineando possibili sviluppi futuri della metodologia.

6.1 Discussione dei singoli modelli

La presente sezione è dedicata alla discussione dei singoli modelli di simulazione, analizzati separatamente al fine di evidenziarne il comportamento predittivo, la coerenza spaziale delle previsioni e i principali limiti e punti di forza emersi dall'applicazione all'area di studio.

6.1.2 Modello Least Squares (ARX)

Il modello Least Squares (ARX), appartenente alla famiglia dei modelli dinamici lineari autoregressivi, mostra un comportamento complessivamente coerente con la struttura urbana dell'area padovana e con la natura della serie storica utilizzata. La distribuzione dell'impermeabilizzazione al 2023 riproduce la configurazione policentrica del territorio, con il comune di Padova come fulcro del sistema urbano e una progressiva attenuazione dell'intensità insediativa verso i comuni limitrofi. La proiezione quinquennale (2023–2028) evidenzia un incremento moderato del suolo impermeabilizzato, concentrato prevalentemente entro o in prossimità delle aree già urbanizzate. Le variazioni risultano generalmente inferiori all'1%, descrivendo una crescita lineare e contenuta, in linea con un sistema territoriale che negli ultimi anni presenta segnali di rallentamento e stabilizzazione del fenomeno. Tale comportamento riflette la natura del modello ARX, che interpreta la dinamica urbana come un processo tendenziale in cui le variazioni future dipendono proporzionalmente dalle trasformazioni passate, con una limitata capacità di reagire a oscillazioni locali o discontinuità improvvise. L'orizzonte decennale (2023–2033) conferma questo andamento, mostrando un incremento più esteso ma comunque regolare, localizzato lungo i corridoi Padova – Albignasego - Ponte San Nicolò e verso i margini settentrionali (Cadoneghe - Villafranca Padovana - Limena). L'approccio lineare mantiene la continuità spaziale delle aree urbanizzate, enfatizzando l'inerzia dei trend storici piuttosto che la variabilità locale. Tuttavia, proprio per la sua natura lineare, il modello risulta meno efficace nel rappresentare fenomeni caratterizzati da discontinuità, effetti soglia o dinamiche territoriali eterogenee. In letteratura i modelli ARX sono riconosciuti per trasparenza e facilità di calibrazione, ma anche per la ridotta flessibilità nel cogliere processi non lineari [116,121]. Nel contesto padovano, essi offrono quindi una rappresentazione stabile e coerente del fenomeno, ma al prezzo di una minore sensibilità alle variazioni locali e ai processi di frammentazione dell'impermeabilizzazione.

6.1.3 Modello Regression Tree

Il modello Regression Tree (RT) mostra un comportamento nettamente distinto rispetto all'approccio lineare, evidenziando una forte sensibilità alla variabilità locale e alle relazioni non lineari tra le variabili di input. La proiezione quinquennale (2023–2028) presenta un incremento dell'impermeabilizzazione distribuito in modo irregolare, con picchi localizzati (>1,5%) lungo le principali direttrici infrastrutturali e in corrispondenza delle zone a maggiore densità insediativa. Dal punto di vista spaziale, il modello individua con coerenza settori esposti a potenziali dinamiche di espansione o densificazione, in particolare lungo i margini dei centri maggiori e nei comuni in continuità con il tessuto urbano consolidato. Tuttavia, non è possibile verificarne la coerenza con gli strumenti urbanistici locali, e pertanto le aree di crescita individuate devono essere interpretate come esiti modellistici e non come corrispondenze pianificatorie. La frammentazione delle previsioni è riconducibile alla natura discreta dell'algoritmo, che suddivide lo spazio delle variabili in regioni omogenee attribuendo valori medi ai nodi terminali [102]. Questa struttura garantisce elevata adattabilità locale, ma produce discontinuità spaziali quando le informazioni storiche sono limitate o rumorose. Il modello tende inoltre a enfatizzare le variazioni più recenti della serie ISPRA, interpretando anche oscillazioni minime come segnali di riattivazione del fenomeno. L'orizzonte decennale (2023–2033) conferma un modello dinamico, con incrementi significativi nelle fasce meridionali (Albignasego–Ponte San Nicolò) e settentrionali (Cadoneghe - Villafranca Padovana - Limena) e una prevalenza di celle con incrementi medio-bassi (0,3–0,75 ha). Pur in presenza di molte celle in classi medio-basse, il modello concentra incrementi elevati in un numero limitato di celle, determinando i valori complessivi più alti tra i modelli. Da un punto di vista metodologico, i Regression Tree sono apprezzati per la loro interpretabilità e trasparenza [122], ma notoriamente soggetti a instabilità e alta varianza rispetto a variazioni minime dei dati [100]. In questo caso, tali limiti si manifestano nella frammentazione spaziale e nella tendenza a sovrastimare l'espansione, coerente con il fatto che il RT è il modello che, nei risultati quantitativi, prevede l'aumento totale più elevato tra i quattro.

6.1.4 Modello Random Forest

Il modello Random Forest mostra un comportamento più stabile e coerente rispetto agli altri approcci non lineari. La proiezione quinquennale (2023–2028) evidenzia un incremento moderato e continuo dell'impermeabilizzazione, distribuito lungo i margini dei principali centri abitati e in prossimità delle infrastrutture. Le previsioni risultano omogenee, prive dei picchi anomali osservabili nel modello RT. Questo risultato è riconducibile al meccanismo di bagging dell'algoritmo, che aggrega molteplici alberi decisionali riducendo la varianza e attenuando le instabilità tipiche dei singoli modelli [101,120]. Ne deriva una maggiore robustezza predittiva e una migliore generalizzazione della struttura territoriale. L'orizzonte decennale (2023–2033) conferma il comportamento coerente del modello, con espansioni progressive e concentrate lungo direttrici già consolidate, in particolare nei comuni di Albignasego, Ponte San Nicolò e nelle aree settentrionali verso Villafranca Padovana. Le variazioni più intense rimangono localizzate in aree già urbanizzate, suggerendo una tendenza alla densificazione piuttosto che all'espansione dispersa. Dal punto di vista quantitativo, la RF si colloca in una posizione intermedia: prevede più ettari consumati rispetto al modello lineare e alla rete neurale, ma meno rispetto al Regression Tree. Inoltre, presenta uno degli errori percentuali più bassi, confermando la sua stabilità statistica e la capacità di restituire previsioni coerenti anche in presenza di una serie storica relativamente breve. Nel complesso, la Random Forest rappresenta un buon compromesso tra sensibilità alle dinamiche locali e coerenza spaziale, riducendo la frammentazione e mantenendo un livello predittivo equilibrato.

6.1.5 Modello a Rete Neurale

Il modello a Rete Neurale (NN) presenta un comportamento distinto rispetto agli altri approcci non lineari, caratterizzato da una maggiore frammentazione e da una distribuzione più diffusa delle celle con variazione positiva. Nell'orizzonte quinquennale (2023–2028), gli incrementi risultano generalmente contenuti (<0,75%), con pochi nuclei a crescita più intensa (>1,5%) situati nei settori settentrionali (Cadoneghe – Villafranca Padovana - Limena) e meridionali (Albignasego–Ponte San Nicolò). La distribuzione spaziale appare discontinua, suggerendo una limitata capacità del modello di cogliere la coerenza territoriale del processo di impermeabilizzazione. Dal punto di vista teorico, le reti neurali multilayer feed-forward sono in grado di approssimare funzioni complesse in presenza di dataset ampi e bilanciati [122]. Tuttavia, la loro efficacia dipende in maniera critica dalla disponibilità di dati sufficienti e dalla qualità dell'addestramento. Nel contesto analizzato, la serie storica limitata e la presenza di un fenomeno territoriale complesso possono aver ridotto la capacità della rete di generalizzare, determinando un rischio elevato di overfitting locale e una frammentazione visibile nelle previsioni [101,111]. L'orizzonte decennale (2023–2033) conferma una crescita puntuale e non continua, con incrementi generalmente inferiori a 1,5 ha e distribuiti lungo corsi infrastrutturali o aree periurbane già soggette a pressione insediativa. Rispetto agli altri modelli non lineari, la NN restituisce una dispersione spaziale elevata e una struttura meno coerente rispetto alla Random Forest, con livelli di frammentazione comparabili a quelli del Regression Tree, riflettendo la sua sensibilità alle correlazioni deboli e alla variabilità recente dei dati. Nonostante tali limiti, la rete neurale rappresenta un approccio promettente per la modellazione del consumo di suolo, grazie alla capacità potenziale di integrare variabili eterogenee e di cogliere interazioni complesse non rappresentabili da modelli lineari o ad albero. Tuttavia, nel caso in esame, la scarsità di dati storici e la natura spaziale del fenomeno limitano significativamente la robustezza predittiva, riducendone l'affidabilità operativa a scala comunale.

6.2 Discussione comparativa tra i modelli

L'analisi comparativa dei risultati ottenuti dai quattro modelli predittivi consente di evidenziare le principali differenze metodologiche e comportamentali emerse dalle simulazioni. Il confronto mira a valutare la risposta dei modelli in termini di coerenza spaziale, sensibilità alle variazioni locali e capacità di generalizzazione. L'approccio a coppie permette di mettere in luce le relazioni tra modelli lineari e non lineari, osservando come le diverse impostazioni teoriche influenzino la rappresentazione del fenomeno di impermeabilizzazione nel contesto padovano.

6.2.1 Confronto Least Squares - Regression Tree

Il confronto tra il modello Least Squares (ARX) e il Regression Tree (RT) evidenzia la contrapposizione tra un approccio lineare, basato su relazioni deterministiche e proporzionali, e un approccio non lineare fondato sulla segmentazione iterativa dello spazio delle variabili. Entrambi riproducono le principali direttrici di crescita urbana, ma con modalità differenti: il modello ARX tende a generare una distribuzione regolare e continua delle celle in crescita, coerente con i trend storici, mentre il RT enfatizza le discontinuità locali, producendo previsioni più frammentate e variabili. Questa differenza riflette il diverso modo in cui i due modelli trattano la varianza: il primo la riduce imponendo una relazione media tra le variabili, il secondo la accoglie adattandosi alle specificità locali. Ne deriva che il modello RT coglie meglio le variazioni puntuali ma perde coerenza spaziale, mentre l'ARX mantiene una visione d'insieme più stabile ma meno sensibile alla complessità territoriale.

6.2.2 Confronto Regression Tree - Random Forest

Il passaggio dal modello Regression Tree al Random Forest (RF) rappresenta un salto qualitativo, dovuto alla logica ensemble che caratterizza la RF. Le mappe di differenza mostrano una riduzione significativa della frammentazione e una maggiore omogeneità delle aree in crescita. Questo comportamento è imputabile al meccanismo di aggregazione di molteplici alberi decisionali indipendenti, che consente di attenuare gli effetti locali eccessivi dei singoli alberi e di ottenere una stima media più stabile. Il confronto indica che, pur mantenendo la capacità di cogliere relazioni non lineari, la RF restituisce un quadro più coerente con la morfologia urbana effettiva, in particolare lungo i margini consolidati di Padova. Tale risultato conferma quanto riportato in letteratura [101,120], secondo cui la mediazione tra modelli parziali riduce la varianza complessiva e migliora la capacità di generalizzazione.

6.2.3 Confronto Random Forest - Rete Neurale

Il confronto tra Random Forest (RF) e Rete Neurale (NN) mette in luce differenze di natura metodologica e prestazionale. Entrambi sono modelli non lineari e data-driven, ma basati su principi distinti: la RF aggrega molteplici modelli semplici per ottenere una previsione robusta, mentre la NN apprende strutture complesse attraverso strati successivi di trasformazione. Nel contesto analizzato, la RF mostra una distribuzione più compatta e coerente, con variazioni graduali e continue, mentre la NN produce risultati più diffusi e discontinui. Tale comportamento è coerente con le caratteristiche dei due approcci: la RF è progettata per ridurre la varianza aggregando modelli parziali, mentre la NN, se addestrata su un dataset limitato, tende a sovradattarsi ai dati di training, amplificando le variazioni locali [101,111]. Le mappe di confronto indicano quindi che, pur essendo la NN capace di cogliere relazioni complesse, la RF risulta più affidabile nel restituire un pattern territoriale realistico e coerente con le dinamiche osservate. La complessità della rete neurale, non sostenuta da un adeguato volume di dati, si traduce in una perdita di coerenza spaziale rispetto al modello Random Forest.

6.2.4 Confronto Least Squares - Random Forest

Il confronto tra Least Squares (ARX) e Random Forest (RF) consente di osservare la transizione tra un modello deterministico e uno puramente statistico. Il primo si basa su un legame diretto e proporzionale tra le variabili, mentre il secondo apprende le relazioni dai dati senza presupporre una forma funzionale predefinita. Le differenze spaziali tra i due modelli mostrano che la RF introduce variazioni più marcate nelle aree di espansione recente, evidenziando una maggiore sensibilità alle dinamiche locali e ai fattori di contesto (infrastrutture, densità, pendenze). Il modello ARX, al contrario, restituisce una crescita più regolare e diffusa, legata alla persistenza dei trend storici. Queste differenze indicano che i due approcci rispondono a logiche complementari: l'ARX privilegia la stabilità e la continuità, mentre la RF enfatizza l'adattabilità e la capacità di cogliere variazioni puntuali.

6.2.5 Confronto Regression Tree - Rete Neurale

Il confronto tra Regression Tree (RT) e Rete Neurale (NN) evidenzia un comportamento apparentemente analogo nella rappresentazione discontinua del fenomeno, ma con origine differente. Nel RT, la frammentazione deriva dalla natura discreta delle suddivisioni dello spazio delle variabili; nella NN, invece, è il risultato di un apprendimento non lineare influenzato dalla scarsità di dati e dalla complessità

della struttura di rete. Entrambi i modelli mostrano una maggiore variabilità rispetto alla RF, ma per ragioni distinte: il RT risente dell'instabilità strutturale del singolo albero [100], mentre la NN riflette la sensibilità dei pesi ai dati di addestramento. In entrambi i casi, la frammentazione può essere interpretata come una risposta modellistica a un'informazione territoriale limitata o disomogenea.

6.3 Analisi e discussione delle tendenze comunali

L'analisi comunale integra l'evoluzione reale del consumo di suolo, ricostruita attraverso i dati ISPRA relativi al periodo 2006–2023, con le proiezioni elaborate dai quattro modelli predittivi per gli orizzonti temporali 2023–2028 e 2023–2033. Questa impostazione consente di descrivere con continuità sia le dinamiche effettivamente osservate sia il modo in cui ciascun modello interpreta e proietta tali tendenze nel futuro, evidenziando differenze, convergenze e specificità territoriali. I dati ISPRA mostrano una progressiva diminuzione del ritmo di crescita del consumo di suolo reale. Dopo una fase di espansione più intensa fino al 2012, il fenomeno rallenta e, negli anni più recenti, tende a stabilizzarsi. Tale andamento indica una minore intensità delle trasformazioni, senza tuttavia implicare una riduzione del suolo già urbanizzato. In diversi comuni, come Selvazzano Dentro, Noventa Padovana e Saonara, i valori risultano ormai pressoché stabili, con incrementi minimi nell'ultimo decennio. In altri casi, si osserva un lieve rialzo nella parte finale della serie storica, come ad Albignasego, Villafranca Padovana e Limena, dove il periodo 2018–2021 registra aumenti modesti ma significativi rispetto alla fase precedente. Padova costituisce un caso particolare, in quanto continua a presentare valori positivi di consumo di suolo pur con un'intensità ridotta rispetto ai primi anni della serie. Il rallentamento complessivo è coerente con il quadro normativo introdotto dalla L.R. 14/2017 "Contenimento del consumo di suolo", che ha definito soglie quantitative massime per ciascun comune, introdotto gli Ambiti di Urbanizzazione Consolidata come struttura portante del sistema insediativo e previsto l'adeguamento degli strumenti urbanistici locali ai nuovi vincoli. L'applicazione progressiva della normativa ha ridotto la disponibilità di superfici trasformabili e incentivato la rigenerazione urbana, contribuendo a contenere la dispersione insediativa. Tuttavia, l'effettiva risposta territoriale dipende anche da fattori locali, quali la disponibilità residua di suolo, la funzione economica dei comuni, la domanda abitativa e la presenza di poli produttivi o infrastrutturali, determinando comportamenti differenziati nelle diverse realtà comunali. Il confronto tra i risultati dei modelli mostra tendenze coerenti con le loro caratteristiche strutturali. Il modello Least Squares (ARX), basato su relazioni proporzionali e continue, tende a riprodurre i trend storici: nei comuni stabili, come Legnaro, Vigodarzere e Saonara, restituisce previsioni regolari e valori di consumo prossimi allo zero, riflettendo l'assenza di segnali di riattivazione del fenomeno. I modelli non lineari - Regression Tree, Random Forest e Neural Network - mostrano invece una maggiore sensibilità alle oscillazioni degli ultimi anni della serie storica. In presenza di piccoli incrementi recenti, come ad Albignasego, Villafranca Padovana e Limena, generano previsioni leggermente crescenti, interpretando tali variazioni come potenziali segnali di ripresa. In aggiunta, l'analisi comunale mostra come le differenze tra i comuni risultino particolarmente evidenti nei territori periurbani, dove la dinamica recente del consumo di suolo presenta oscillazioni più marcate rispetto ai centri ormai stabilizzati. In questi contesti, anche variazioni minime registrate negli ultimi anni della serie ISPRA vengono interpretate dai modelli non lineari come segnali di riattivazione del processo di impermeabilizzazione, generando proiezioni leggermente crescenti. Tale comportamento riflette la sensibilità di questi modelli alle discontinuità locali e alla componente più recente dell'andamento osservato. Al contrario, nei comuni caratterizzati da saturazione territoriale, limitata disponibilità residua e un'incidenza elevata di vincoli fisici e normativi, la convergenza tra i modelli conferma l'assenza di segnali di crescita strutturale e la predominanza di condizioni territoriali che riducono la probabilità di espansioni future. Queste evidenze sottolineano l'importanza dell'integrazione tra dati storici, vincoli territoriali e struttura modellistica nell'interpretare correttamente le dinamiche

comunali, distinguendo tra fenomeni reali di espansione e oscillazioni imputabili alla sensibilità del modello. Tra essi, la Random Forest rappresenta un compromesso equilibrato: riduce la frammentazione tipica del singolo albero decisionale e restituisce scenari più coerenti e regolari. In termini quantitativi, i modelli non lineari mostrano comportamenti differenziati: il Regression Tree e la Random Forest tendono a produrre incrementi più elevati rispetto al modello ARX, mentre la rete neurale fornisce stime più contenute e in alcuni casi inferiori a quelle del modello lineare. Il Random Forest fornisce invece stime più moderate e stabili, collocandosi su valori intermedi tra il modello ARX e il Regression Tree. La rete neurale, al contrario, presenta una maggiore variabilità, con sovra- e sottostime a seconda del contesto comunale, e in alcuni casi restituisce valori anche inferiori al modello lineare. La diversa intensità delle previsioni è confermata anche dalla distribuzione delle variazioni simulate nelle singole celle comunali: il modello ARX si concentra prevalentemente nella classe di incremento più bassa (0–0,3 ha), indicando una crescita graduale; la Random Forest amplia la presenza delle classi intermedie (0,3–0,75 ha), riflettendo una maggiore articolazione spaziale della crescita; il Regression Tree mostra una frequenza più elevata delle classi superiori, producendo scenari più espansivi; la rete neurale, infine, presenta una distribuzione più irregolare, con concentrazioni sia nelle classi basse sia in quelle più elevate. Nei comuni che presentano da anni un consumo di suolo quasi nullo, la convergenza dei modelli verso valori prossimi allo zero non riguarda solo la distribuzione spaziale, ma anche gli incrementi complessivi simulati, che rimangono minimi o trascurabili in entrambi gli orizzonti temporali. Questa coerenza quantitativa rafforza l'interpretazione di tali contesti come territori ormai maturi, privi di fattori strutturali che possano indurre dinamiche di crescita futura. Padova rappresenta il caso più distintivo all'interno dell'area di studio. Tutti i modelli prevedono incrementi superiori rispetto agli altri comuni, localizzati principalmente nelle aree periurbane e di completamento. Ciò riflette la natura policentrica del sistema padovano e il ruolo funzionale del capoluogo, dove la domanda di suolo deriva non solo dalla popolazione residente, ma anche dalla presenza di servizi, poli economici, attività universitarie e flussi pendolari. Albignasego emerge come comune di transizione, situato lungo una delle principali direttrici di espansione del sistema padovano. Le proiezioni dei modelli mostrano una tendenza moderatamente crescente, coerente con la disponibilità di aree urbanizzabili residue, la presenza di attività economiche e la domanda abitativa sostenuta dalla vicinanza con il capoluogo. Si tratta, inoltre, del comune che mostra la maggiore coerenza tra dati storici e simulazioni: è uno dei pochi a presentare un incremento effettivo negli anni recenti e, allo stesso tempo, a risultare sistematicamente in crescita in tutti i modelli. Questa convergenza, pur con intensità diverse, suggerisce che la pressione insediativa sia ancora attiva e riconosciuta trasversalmente da approcci modellistici differenti. Un ruolo rilevante nel definire la forma delle previsioni è svolto dai vincoli territoriali. Le simulazioni hanno escluso aree soggette a rischio idrogeologico, a frana, aree protette e siti della rete Natura 2000, limitando la possibilità di trasformazione ai soli suoli effettivamente disponibili. Nei comuni con un'estensione significativa di aree vincolate, i modelli tendono a restituire previsioni contenute o nulle, mentre nei contesti con minori limitazioni fisiche o normative, come Villafranca Padovana o Limena, le prospettive di espansione risultano più marcate. Questo comportamento conferma che i vincoli fisici e normativi rappresentano un elemento determinante nella definizione delle traiettorie insediative simulate. Nel complesso, le differenze osservate tra i comuni non derivano da anomalie dei modelli, ma dalla combinazione di dinamiche storiche, struttura algoritmica, disponibilità di suolo, ruolo funzionale dei centri urbani e presenza di vincoli territoriali. I modelli lineari tendono a privilegiare la continuità temporale, i modelli non lineari colgono variazioni più puntuali e la Random Forest fornisce un risultato intermedio e più stabile. La convergenza modellistica nei comuni maturi e le differenze nei contesti dinamici rafforzano la validità complessiva del quadro simulato, evidenziando la complementarità dei modelli nell'interpretazione delle dinamiche di consumo di suolo dell'area padovana.

6.3 Conclusioni

L'analisi sviluppata nel corso di questa ricerca consente di formulare una valutazione conclusiva sull'affidabilità e sulle potenzialità operative dei modelli predittivi implementati per stimare l'evoluzione del consumo di suolo nell'area padovana. Gli obiettivi delineati nell'introduzione — valutare la capacità dei modelli quantitativi di produrre scenari territoriali coerenti, individuarne limiti e punti di forza e comprenderne il potenziale utilizzo nel quadro normativo vigente — risultano pienamente raggiunti. Il confronto sistematico tra approcci lineari e non lineari ha messo in evidenza quali metodi siano in grado di descrivere con maggiore attendibilità le dinamiche territoriali e quali presentino, invece, criticità strutturali legate alla natura dei dati disponibili. Tra i modelli analizzati, la Random Forest si conferma l'approccio complessivamente più robusto, con previsioni stabili, continue e coerenti con la struttura policentrica del territorio. Il modello ARX, pur fondato su una struttura lineare, ha prodotto il secondo per errore percentuale più basso, rivelandosi particolarmente efficace nei contesti maturi e consolidati. Le Reti Neurali mostrano un potenziale modellistico elevato, ma fortemente condizionato dalla limitata estensione della serie storica. Il Regression Tree evidenzia la maggiore tendenza alla sovrastima, con previsioni particolarmente elevate in alcuni comuni, mentre la Random Forest rappresenta il miglior compromesso tra capacità descrittiva e stabilità delle stime. Le reti neurali mostrano un potenziale modellistico elevato, ma fortemente condizionato dalla limitata estensione della serie storica, producendo risultati più instabili e talvolta inferiori anche al modello lineare. Le simulazioni confermano l'aderenza complessiva dei modelli all'evoluzione osservata del consumo di suolo tra il 2006 e il 2023. I comuni caratterizzati da elevata saturazione territoriale mostrano incrementi minimi, mentre i comuni collocati lungo le principali direttrici insediative presentano margini di crescita moderata coerenti con le tendenze recenti. L'inclusione dei vincoli ambientali e territoriali — rischio idraulico, instabilità, pendenze elevate, aree protette — ha rafforzato ulteriormente la credibilità dei risultati, garantendo che le previsioni si concentrassero esclusivamente nelle aree realmente trasformabili. L'area di studio, pari a 361 km², ha permesso di verificare la scalabilità dell'approccio anche su superfici estese, caratteristica essenziale per applicazioni a livello sovracomunale e per territori le cui dimensioni risultano comparabili a un numero significativo di province italiane. Questo aspetto acquisisce particolare rilevanza alla luce del quadro normativo vigente sul contenimento del consumo di suolo. La L.R. Veneto 14/2017 attribuisce agli Ambiti Sovracomunali Omogenei la ripartizione delle quantità massime di suolo consumabile tra i Comuni. La L.R. Abruzzo 58/2023, in modo analogo, assegna alle Province il compito di distribuire le quantità edificatorie sulla base degli obiettivi di riduzione del consumo di suolo definiti a livello regionale. In entrambi i casi, gli enti sovracomunali sono chiamati a prendere decisioni fondate su criteri oggettivi, trasparenti e quantitativi, superando l'approccio frammentato della pianificazione esclusivamente comunale. In tale contesto, il modello sviluppato assume una funzione operativa di particolare rilevanza. Le stime prodotte consentono di identificare in modo oggettivo quali Comuni presentano margini di crescita coerenti con la propria dinamica storica e quali, invece, si trovano in condizioni di saturazione o fortemente limitate dai vincoli territoriali. Questo risultato permette alle Province — o agli enti sovracomunali equivalenti — di distribuire le quantità edificatorie in modo razionale e documentato. In molti contesti tecnici sovracomunali, nelle valutazioni ambientali strategiche e nei piani d'area, la quantità massima di suolo trasformabile oltre il perimetro del territorio urbanizzato viene ricondotta a valori percentuali molto contenuti, generalmente compresi tra il 2% e il 5%. Si tratta di valori non stabiliti direttamente dalla normativa, ma utilizzati come criteri operativi per assicurare coerenza con gli obiettivi europei di progressiva riduzione del consumo di suolo e, in prospettiva, con il No Net Land Take 2050. Soglie tecniche come il 4% rappresentano quindi un riferimento realistico per definire l'entità delle trasformazioni residue che un ente sovracomunale può distribuire, in modo controllato, tra i Comuni del proprio territorio. In questo quadro, il modello predittivo elaborato costituisce un supporto diretto per

l'allocazione di tali quote residue. Sapendo che l'incremento massimo ammissibile deve mantenersi entro limiti percentuali così ridotti, l'ente sovraordinato può assegnare le quantità edificatorie ai Comuni che mostrano una dinamica storica coerente con le previsioni modellistiche e una reale disponibilità territoriale. Gli errori percentuali associati ai modelli forniscono inoltre un'indicazione oggettiva dell'attendibilità delle stime, consentendo di definire margini di incertezza trasparenti e verificabili. La distribuzione delle soglie edificatorie può così fondarsi su criteri quantitativi replicabili, riducendo la discrezionalità e migliorando la trasparenza del processo decisionale. La metodologia proposta si colloca coerentemente nel percorso delineato dall'Unione Europea verso il No Net Land Take 2050, offrendo uno strumento predittivo utile alla definizione di scenari compatibili con l'obiettivo di neutralità del consumo di suolo. La possibilità di simulare traiettorie evolutive, valutare l'impatto dei vincoli territoriali e supportare l'allocazione delle soglie edificatorie rende il modello un riferimento operativo per le amministrazioni impegnate nella gestione sostenibile del territorio. È necessario evidenziare alcuni limiti della ricerca: la serie storica relativamente breve (2006–2023) riduce il potenziale dei modelli non lineari; l'assenza di variabili socioeconomiche limita la capacità di cogliere dinamiche correlate di domanda territoriale; i modelli quantitativi adottati non includono componenti allocative spaziali, che potrebbero essere integrate in futuri sviluppi. Questi limiti delineano possibili direzioni di approfondimento e non compromettono la solidità dei risultati ottenuti. In sintesi, il contributo originale della tesi risiede nell'aver dimostrato la capacità dei modelli predittivi quantitativi — computazionalmente leggeri, scalabili e coerenti con il quadro normativo — di supportare in modo oggettivo le politiche sovracomunali di contenimento del consumo di suolo. La metodologia elaborata offre uno strumento affidabile e trasferibile agli enti territoriali, contribuendo al miglioramento delle capacità decisionali e alla definizione di strategie conformi agli obiettivi ambientali e urbanistici di medio e lungo periodo.

6.4 Sviluppi futuri

Un primo possibile sviluppo della ricerca riguarda il confronto diretto tra i risultati ottenuti e le soglie previste dalla normativa regionale vigente, in particolare quelle definite dalla L.R. Veneto 14/2017. Questa operazione permetterebbe di valutare la coerenza tra gli scenari previsionali prodotti dai modelli e i limiti quantitativi stabiliti per il contenimento del consumo di suolo, nonché di analizzare come le previsioni possano supportare la ripartizione delle quantità edificatorie tra i Comuni da parte degli enti sovracomunali. Un allineamento tra simulazioni e soglie normative consentirebbe inoltre di verificare quanto il modello sia in grado di rispondere alle esigenze pianificatorie dettate dal quadro legislativo regionale. Un secondo filone di approfondimento riguarda la replicabilità della metodologia su altri territori. L'efficienza computazionale osservata nell'area di studio, pari a 361 km², suggerisce che i modelli possano essere applicati con successo anche su superfici più ampie, inclusi contesti provinciali. Considerando che molte province italiane presentano estensioni comprese tra 300 e 1000 km² e che la superficie media provinciale è pari a circa 2.800 km², il trasferimento del modello a questa scala risulta tecnicamente sostenibile e pienamente coerente con le funzioni assegnate alle Province nelle recenti normative regionali. Una sperimentazione a scala provinciale permetterebbe di rafforzare il ruolo dei modelli quantitativi come strumenti di supporto effettivo alle politiche sovracomunali di contenimento del consumo di suolo. Un ulteriore sviluppo riguarda l'elaborazione di un mosaico di conversione urbana, ottenibile integrando i risultati previsionali con la cartografia dell'uso del suolo ISPRA. Tale analisi consentirebbe di identificare quali categorie di suolo — agricolo, forestale, seminativo, naturale — risultano maggiormente interessate dalle trasformazioni previste. Nonostante la dimensione significativa delle celle (500 metri), la classificazione basata sulla predominanza delle classi presenti permetterebbe di stimare, in modo preliminare ma significativo, gli impatti delle trasformazioni sui

servizi ecosistemici. La perdita di superfici agricole, ad esempio, comporta una riduzione della capacità produttiva e dei servizi di regolazione climatica; la trasformazione di aree forestali implica una diminuzione della capacità di stoccaggio del carbonio e della stabilità idrologica; mentre il consumo di suolo naturale incide sulla biodiversità e sulla resilienza ecologica. Tali valutazioni offrirebbero un quadro più completo degli effetti ambientali associati ai processi di urbanizzazione previsti dai modelli. Un ulteriore approfondimento potrebbe riguardare la distribuzione spaziale delle nuove espansioni urbane. Distinguere tra trasformazioni che avvengono in continuità con il tessuto edificato esistente e espansioni più isolate permetterebbe di comprendere meglio le dinamiche di compattazione o dispersione insediativa. Tale distinzione è essenziale per valutare la frammentazione territoriale, la pressione sulle infrastrutture e la coerenza delle trasformazioni con le politiche che mirano a contenere la dispersione urbana. L'integrazione di indicatori morfologici e metriche di pattern spaziali potrebbe offrire una lettura più articolata e completa della qualità territoriale delle espansioni previste. Un ulteriore possibile sviluppo della ricerca riguarda il perfezionamento delle variabili demografiche utilizzate nel modello. Nel presente lavoro è stata adottata la popolazione residente come indicatore della pressione insediativa, in quanto disponibile in forma georeferenziata su griglia regolare e direttamente integrabile nella struttura del dataset spaziale. Tuttavia, in letteratura gli studi sulle dinamiche di urbanizzazione utilizzano frequentemente anche il numero di famiglie o nuclei domestici, ritenuto in alcuni casi un indicatore più direttamente correlato alla domanda di nuove unità abitative e quindi ai processi di espansione urbana. Future applicazioni del modello potrebbero quindi prevedere l'integrazione o il confronto tra queste diverse variabili demografiche, al fine di valutare se l'utilizzo del numero di famiglie consenta di migliorare la capacità esplicativa delle simulazioni rispetto alle dinamiche di consumo di suolo.

Bibliografia

[1] Romano, B., Zullo, F., Fiorini, L., Marucci, A., & Ciabò, S. (2017). Land transformation of Italy due to half a century of urbanization. Land Use Policy, 67. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.06.006

[2] Romano, B., & Zullo, F. (2014b). The urban transformation of italy's adriatic coastal strip: Fifty years of unsustainability. Land Use Policy, 38. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2013.10.001

[3] Fiorini, L., Zullo, F., Marucci, A., & Romano, B. (2019). Land take and landscape loss: Effect of uncontrolled urbanization in Southern Italy. Journal of Urban Management, 8(1). https://doi.org/10.1016/j.jum.2018.09.003

[4] Colavitti, A. M., Usai, N., & Bonfiglioli, S. (2013). Urban Planning in Italy: The Future of Urban General Plan and Governance. European Planning Studies, 21(2). https://doi.org/10.1080/09654313.2012.722913

[5] Bifulco, L. (2016). Citizenship and governance at a time of territorialization: The Italian local welfare between innovation and fragmentation. European Urban and Regional Studies, 23(4). https://doi.org/10.1177/0969776414531969

[6] Citroni, G., Lippi, A., & Profeti, S. (2016). Local Public Services in Italy: Still Fragmentation. In Governance and Public Management. https://doi.org/10.1057/978-1-137-57499-2_8

[7] Romano, B., Zullo, F., Fiorini, L., & Marucci, A. (2019). Molecular no smart-planning in Italy: 8000 municipalities in action throughout the country. Sustainability (Switzerland), 11(22). https://doi.org/10.3390/su11226467

[8] Bianco, M., & Napolitano, G. (2014). The Italian Administrative System: Why a Source of Competitive Disadvantage? SSRN Electronic Journal. https://doi.org/10.2139/ssrn.2509756

[9] Bedini, M. A., & Bronzini, F. (2016). The new territories of urban planning: The issue of the fringe areas and settlement filaments. Land Use Policy, 57. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2016.05.020

[10] Torre, C. M., Morano, P., & Tajani, F. (2017). Saving soil for sustainable land use. Sustainability (Switzerland), 9(3). https://doi.org/10.3390/su9030350

[11] De Montis, A., Caschili, S., Mulas, M., Modica, G., Ganciu, A., Bardi, A., Ledda, A., Dessena, L., Laudari, L., & Fichera, C. R. (2016). Urban-rural ecological networks for landscape planning. Land Use Policy, 50. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2015.10.004

[12] Stanganelli, M. (2008). A new pattern of risk management: The Hyogo Framework for Action and Italian practise. Socio-Economic Planning Sciences, 42(2). https://doi.org/10.1016/j.seps.2006.10.001

[13] Falasca, F., Sette, C., & Montaldi, C. (2024). Addressing land use planning: A methodology for assessing pre- and post-landslide event urban configurations. Science of the Total Environment, 921. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.171152

[14] Salata, S., Ronchi, S., Giaimo, C., Arcidiacono, A., & Pantaloni, G. G. (2021). Performance-based planning to reduce flooding vulnerability insights from the case of turin (North-west italy). Sustainability (Switzerland), 13(10). https://doi.org/10.3390/su13105697

[15] Organizzazione delle Nazioni Unite (ONU). (2015). Trasformare il nostro mondo: l'Agenda 2030 per lo Sviluppo Sostenibile. Risoluzione dell'Assemblea Generale ONU

[16] Cavalli, L., & Pultrone, G. (2020). Urbanistica e Agenda 2030 per lo sviluppo sostenibile: percorsi di implementazione dell'SDG 11 fra esperienze in corso e questioni aperte. La Resilienza Urbana, 1258.

[17] Munafò, M. (2023). Consumo di Suolo, Dinamiche Territoriali e Servizi Ecosistemici. Report SNPA 37/23, ISPRA, Roma

[18] Ronchi, S., Arcidiacono, A., & Pogliani, L. (2020). Integrating green infrastructure into spatial planning regulations to improve the performance of urban ecosystems. Insights from an Italian case study. Sustainable Cities and Society, 53. https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101907

[19] Mattoni, B., Gugliermetti, F., & Bisegna, F. (2015). A multilevel method to assess and design the renovation and integration of Smart Cities. Sustainable Cities and Society, 15. https://doi.org/10.1016/j.scs.2014.12.002

[20] Peskett, L., Metzger, M. J., & Blackstock, K. (2023). Regional scale integrated land use planning to meet multiple objectives: Good in theory but challenging in practice. Environmental Science and Policy, 147. https://doi.org/10.1016/j.envsci.2023.06.022

[21] Spiridonov, V. Y., & Shabiev, S. G. (2020). Smart urban planning: Modern technologies for ensuring sustainable territorial development. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 962(3). https://doi.org/10.1088/1757-899X/962/3/032034

[22] Pilogallo, A., & Scorza, F. (2022). Ecosystem Services Multifunctionality: An Analytical Framework to Support Sustainable Spatial Planning in Italy. Sustainability (Switzerland), 14(6). https://doi.org/10.3390/su14063346

[23] Saganeiti, L., Favale, A., Pilogallo, A., Scorza, F., & Murgante, B. (2018). Assessing urban fragmentation at regional scale using sprinkling indexes. Sustainability (Switzerland), 10(9). https://doi.org/10.3390/su10093274

[24] Zullo, F., Di Pietro, G., Cattani, C., & Montaldi, C. (2023). Urban Planning vs. Agricultural Production: A Study on the Po Valley. Land, 12(4). https://doi.org/10.3390/land12040902

[25] Montaldi, C. (2024). Consumo di suolo: un complesso quadro di politiche, definizioni e soglie. TERRITORIO, (103). https://doi.org/10.3280/tr2023-103023

[26] Felli, A., & Zullo, F. (2024). Legislative Foundations: Exploring Land Take Laws and Urban Regeneration Policies in Italy and Europe. Land, 13(5). https://doi.org/10.3390/land13050713

[27] Felli, A., & Zullo, F. (2024). The importance of urban regeneration actions: European and Italian legislative framework analysis. https://doi.org/10.31428/10317/13572

[28] Ren, Y., Lü, Y., Comber, A., Fu, B., Harris, P., & Wu, L. (2019). Spatially explicit simulation of land use/land cover changes: Current coverage and future prospects. In Earth-Science Reviews (Vol. 190). https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.01.001

[29] Jiang, B. (2015). Geospatial analysis requires a different way of thinking: the problem of spatial heterogeneity. GeoJournal, 80(1). https://doi.org/10.1007/s10708-014-9537-y

[30] Verburg, P. H., Schot, P. P., Dijst, M. J., & Veldkamp, A. (2004). Land use change modelling: Current practice and research priorities. In GeoJournal (Vol. 61, Number 4). https://doi.org/10.1007/s10708-004-4946-y

[31] Matthews, R. B., Gilbert, N. G., Roach, A., Polhill, J. G., & Gotts, N. M. (2007). Agent-based land-use models: A review of applications. In Landscape Ecology (Vol. 22, Number 10). https://doi.org/10.1007/s10980-007-9135-1

[32] Li, X., & Gong, P. (2016). Urban growth models: progress and perspective. Science Bulletin, 61(21). https://doi.org/10.1007/s11434-016-1111-1

[33] Koomen, E., Rietveld, P., & Nijs, T. (2008). Modelling land-use change for spatial planning support. In Annals of Regional Science (Vol. 42, Number 1). https://doi.org/10.1007/s00168-007-0155-1

[34] Hersperger, A. M., Oliveira, E., Pagliarin, S., Palka, G., Verburg, P., Bolliger, J., & Grădinaru, S. (2018). Urban land-use change: The role of strategic spatial planning. Global Environmental Change, 51. https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2018.05.001

[35] Liu, X., Li, X., Shi, X., Wu, S., & Liu, T. (2008). Simulating complex urban development using kernel-based non-linear cellular automata. Ecological Modelling, 211(1–2). https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2007.08.024

[36] Pagliarin, S. (2018). Linking processes and patterns: Spatial planning, governance and urban sprawl in the Barcelona and Milan metropolitan regions. Urban Studies, 55(16). https://doi.org/10.1177/0042098017743668

[37] van Vliet, J., Bregt, A. K., & Hagen-Zanker, A. (2011). Revisiting Kappa to account for change in the accuracy assessment of land-use change models. Ecological Modelling, 222(8). https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2011.01.017

[38] Wang, J., Bretz, M., Dewan, M. A. A., & Delavar, M. A. (2022). Machine learning in modelling land-use and land cover-change (LULCC): Current status, challenges and prospects. In Science of the Total Environment (Vol. 822). https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.153559

[39] De Iuliis, V., Smarra, F., Manes, C., & D'Innocenzo, A. (2022). Stability analysis of switched ARX models and application to learning with guarantees. Nonlinear Analysis: Hybrid Systems, 46. https://doi.org/10.1016/j.nahs.2022

[40] Li, X., & Gong, P. (2016). Integrating quantitative and spatial models for land-use planning.

Science Bulletin, 61(21), 1637–1650

[41] Ren, Y., Fu, B., & Lü, Y. (2019). Hybrid land-use change models for sustainable planning. Sustainability, 11(14), 3897

[42] Savini, F., Majoor, S., & Salet, W. (2015). Dilemmas of planning: Intervention, regulation, and investment. Planning Theory, 14(3). https://doi.org/10.1177/1473095214531430

[43] Davoudi, S., Evans, N., Governa, F., & Santangelo, M. (2008). Territorial governance in the making. approaches, methodologies, practices. Boletin de La Asociacion de Geografos Espanoles, (46).

[44] Hariram, N. P., Mekha, K. B., Suganthan, V., & Sudhakar, K. (2023). Sustainalism: An Integrated Socio-Economic-Environmental Model to Address Sustainable Development and Sustainability. Sustainability (Switzerland), 15(13). https://doi.org/10.3390/su151310682

[45] Kalfas, D., Kalogiannidis, S., Chatzitheodoridis, F., & Toska, E. (2023). Urbanization and Land Use Planning for Achieving the Sustainable Development Goals (SDGs): A Case Study of Greece. Urban Science, 7(2). https://doi.org/10.3390/urbansci7020043

[46] Verburg, P. H., Crossman, N., Ellis, E. C., Heinimann, A., Hostert, P., Mertz, O., Nagendra, H., Sikor, T., Erb, K. H., Golubiewski, N., Grau, R., Grove, M., Konaté, S., Meyfroidt, P., Parker, D. C., Chowdhury, R. R., Shibata, H., Thomson, A., & Zhen, L. (2015). Land system science and sustainable development of the earth system: A global land project perspective. Anthropocene, 12. https://doi.org/10.1016/j.ancene.2015.09.004

[47] Sun, Z., Deal, B., & Pallathucheril, V. G. (2009). The land-use evolution and impact assessment model: A comprehensive urban planning support system. URISA Journal, 21(1).e-0048-x" https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x

[48] Salvati, L., Zitti, M., & Carlucci, M. (2017). In-between regional disparities and spatial heterogeneity: a multivariate analysis of territorial divides in Italy. Journal of Environmental Planning and Managembnt, 60(6). https://doi.org/10.1080/09640568.2016.1192023

[49] OECD (2017). Land-Use Planning Systems in the OECD: Country Fact Sheets.
OECD Publishing, Paris. https://doi.org/10.1787/9789264268579-en

[50] Cattivelli, V. (2021). Planning peri-urban areas at regional level: The experience of Lombardy and Emilia-Romagna (Italy). Land Use Policy, 103. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105282

[51] Salvati, E. (2024). Fragmentation and intergovernmental conflict during the Covid-19 crisis. The complex relationship between national and regional governments in Italy. Regional and Federal Studies, 34(3). https://doi.org/10.1080/13597566.2022.2100769

[52] Governa, F., & Salone, C. (2005). Italy and European spatial policies: Polycentrism, urban networks and local innovation practices. European Planning Studies, 13(2). https://doi.org/10.1080/0965431042000321820

[53] Gelli, F. (2001). Planning systems in Italy within the context of new processes of “Regionalization.”

International Planning Studies, 6(2). https://doi.org/10.1080/13563470123858

[54] Fabbro, S., & Mesolella, A. (2010). Multilevel spatial visions and territorial cohesion: Italian regional planning between the TEN-T corridors, ESDP polycentrism and governmental "strategic platforms." Planning Practice and Research, 25(1). https://doi.org/10.1080/02697451003625364

[55] Cavenago, D., & Trivellato, B. (2010). Organising strategic spatial planning: Experiences from italian cities. Space and Polity, 14(2). https://doi.org/10.1080/13562576.2010.505795

[56] Strollo, A., Smiraglia, D., Bruno, R., Assennato, F., Congedo, L., De Fioravante, P., Giuliani, C., Marinosci, I., Riitano, N., & Munafò, M. (2020). Land consumption in Italy. Journal of Maps, 16(1). https://doi.org/10.1080/17445647.2020.1758808

[57] Romano, B., & Zullo, F. (2014a). Land urbanization in Central Italy: 50 years of evolution. Journal of Land Use Science, 9(2). https://doi.org/10.1080/1747423X.2012.754963

[58] Scott, T. W. (1991). Out of the Earth: Civilization and the Life of the Soil. Journal of Environmental Quality, 20(4). https://doi.org/10.2134/jeq1991.00472425002000040037x

[59] Kibblewhite, M. G., Ritz, K., & Swift, M. J. (2008). Soil health in agricultural systems. In Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences (Vol. 363, Number 1492). https://doi.org/10.1098/rstb.2007.2178

[60] Lee, K. E., & Pankhurst, C. E. (1992). Soil organisms and sustainable productivity. Australian Journal of Soil Research, 30(6). https://doi.org/10.1071/SR9920855

[61] European Commission. (2012). Guidelines on best practice to limit, mitigate or compensate soil sealing. In Commission Staff Working Document

[62] ISPRA – Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale (2025). Consumo di suolo, dinamiche territoriali e servizi ecosistemici. Rapporto SNPA, ISPRA, Roma, pp. 12–16, 28–31.

[63] ISPRA – Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale (2025). Consumo di suolo, dinamiche territoriali e servizi ecosistemici. Edizione 2025. Rapporto SNPA, ISPRA, Roma, pp. 2–4, 8–10

[64] Cuscito, G. (2003). Veneti antichi: storia e civiltà. Milano: Edizioni del Milione

[65] Lane, F. C. (1973). Storia di Venezia. Torino: Einaudi

[66] Brusegan, M. (2007). La Serenissima. Roma: Newton Compton Editori

[67] Di Filippo, R. (2008). Il Veneto. Una regione tra antichità e modernità. Bologna: Il Mulino

[68] Baruffi, F., & Rosoli, G. (2002). L'emigrazione veneta: storia, documenti, testimonianze. Venezia: Marsilio Editori

[69] Brusco, S. (1992). Small Firms and Industrial Districts in Italy. London: Routledge

[70] Bagnasco, A. (1977). Tre Italie: la problematica territoriale dello sviluppo italiano. Bologna: Il Mulino

[71] ISTAT (2023). Conti economici territoriali e Censimento permanente della popolazione. Istituto Nazionale di Statistica

[72] Regione Veneto (2023). Il territorio veneto e le sue trasformazioni. Ufficio Statistica Regione Veneto

[73] ISTAT (2023). Censimento permanente della popolazione. Istituto Nazionale di Statistica

[74] ISPRA – Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale (2025). Consumo di suolo, dinamiche territoriali e servizi ecosistemici. Edizione 2025. Rapporto SNPA, ISPRA, Roma

[75] Spano, P. (2024) "RIFLESSIONI A MARGINE DELLA RECENTE LEGGE REGIONALE SU ASSETTO ORGANIZZATIVO E PIANIFICATORIO DEGLI INTERVENTI E SERVIZI SOCIALI

[76] European Commission (2023). Proposal for a Soil Monitoring and Resilience Law (Soil Health Law). COM(2023) 416 final

[77] Romano, B., Zullo, F., Marucci, A., & Fiorini, L. (2018). Vintage Urban Planning in Italy: Land management with the tools of the Mid-Twentieth Century. Sustainability (Switzerland), 10(11). https://doi.org/10.3390/

[78] Regione Veneto (2018). Deliberazione della Giunta Regionale n. 668/2018

[79] ARPAV (2023). Rapporto sul consumo di suolo in Veneto.

[80] Cliff, A. D. (Andrew D., Ord, J. K., & Cliff, A. D. (Andrew D. (1981). Spatial processes : models & applications. Taylor & Francis

[81] Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association—LISA. Geographical Analysis, 27(2). https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x

[82] Veldkamp, A., & Fresco, L. O. (1996). CLUE: A conceptual model to study the conversion of land use and its effects. Ecological Modelling, 85(2–3). https://doi.org/10.1016/0304-3800(94)00151-0

[83] Verburg, P. H., De Koning, G. H. J., Kok, K., Veldkamp, A., & Bouma, J. (1999). A spatial explicit allocation procedure for modelling the pattern of land use change based upon actual land use. Ecological Modelling, 116(1). https://doi.org/10.1016/S0304-3800(98)00156-2

[84] Lambin, E. F., Geist, H. J., & Lepers, E. (2003). Dynamics of land-use and land-cover change in tropical regions. Annual Review of Environment and Resources, 28. https://doi.org/10.1146/annurev.energy.28.050302.105459

[85] Verburg, P. H., Soepboer, W., Veldkamp, A., Limpiada, R., Espaldon, V., & Mastura, S. S. A. (2002). Modeling the spatial dynamics of regional land use: The CLUE-S model. Environmental

Management, 30(3). https://doi.org/10.1007/s00267-002-2630-x

[86] Kok, K., Farrow, A., Veldkamp, A., & Verburg, P. H. (2001). A method and application of multi-scale validation in spatial land use models. Agriculture, Ecosystems and Environment, 85(1–3). https://doi.org/10.1016/S0167-8809(01)00186-4

[87] Verburg, P. H. (1999). Evaluating the performance of land use models. Land Use Policy, 16(1), 23–32

[88] Verburg, P. H., & Overmars, K. P. (2009). Combining top-down and bottom-up dynamics in land use modeling: Exploring the future of abandoned farmlands in Europe with the Dyna-CLUE model. Landscape Ecology, 24(9). https://doi.org/10.1007/s10980-009-9355-7

[89] Pontius, R. G., Shusas, E., & McEachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. Agriculture, Ecosystems and Environment, 101(2–3). https://doi.org/10.1016/j.agee.2003.09.008

[90] Clarke, K. C., Hoppen, S., & Gaydos, L. (1997). A self-modifying cellular automaton model of historical urbanization in the San Francisco Bay area. Environment and Planning B: Planning and Design, 24(2). https://doi.org/10.1068/b240247

[91] Clarke, K. C., & Gaydos, L. J. (1998). Loose-coupling a cellular automaton model and GIS: Long-term urban growth prediction for San Francisco and Washington/Baltimore. International Journal of Geographical Information Science, 12(7). https://doi.org/10.1080/136588198241617

[92] Silva, E. A., & Clarke, K. C. (2002). Calibration of the SLEUTH urban growth model for Lisbon and Porto, Portugal. Computers, Environment and Urban Systems, 26(6). https://doi.org/10.1016/S0198-9715(01)00014-X

[93] Jantz, C. A., Goetz, S. J., & Shelley, M. K. (2004). Using the SLEUTH urban growth model to simulate the impacts of future policy scenarios on urban land use in the Baltimore-Washington metropolitan area. Environment and Planning B: Planning and Design, 31(2). https://doi.org/10.1068/b2983

[94] Dietzel, C., & Clarke, K. C. (2007). Toward optimal calibration of the SLEUTH land use change model. Transactions in GIS, 11(1). https://doi.org/10.1111/j.1467-9671.2007.01031.x

[95] Clarke, K. C. (2008). Modelling and predicting urban growth. In M. Batty, M. Goodchild, & M. Fotheringham (Eds.), The SAGE Handbook of Spatial Analysis (pp. 477–495). SAGE Publications.

[96] Zhou, Y., Varquez, A. C. G., & Kanda, M. (2019). High-resolution global urban growth projection based on multiple applications of the SLEUTH urban growth model. Scientific Data, 6(1). https://doi.org/10.1038/s41597-019-0048-z

[97] Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. Electronic Markets, 31(3). https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2

[98] Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamaría, J.,

Fadhel, M. A., Al-Amidie, M., & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. Journal of Big Data, 8(1). https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8

[99] Kotsiantis, S. B. (2007). Supervised machine learning: A review of classification techniques. In Informatica (Ljubljana) (Vol. 31, Number 3).

[100] Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2011). The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition (Springer Series in Statistics) (9780387848570): Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome Friedman: Books. In The elements of statistical learning: dta mining, inference, and prediction.

[101] Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learning, 45(1), 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

[102] Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (2017). Classification and regression trees. In Classification and Regression Trees. https://doi.org/10.1201/9781315139470

[103] James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R. (2013). An Introduction to Statistical Learning - with Applications in R | Gareth James | Springer. Book.

[104] Cutler, D. R., Edwards, T. C., Beard, K. H., Cutler, A., Hess, K. T., Gibson, J., & Lawler, J. J. (2007). Random forests for classification in ecology. Ecology, 88(11). https://doi.org/10.1890/07-0539.1

[105] Grömping, U. (2009). Variable importance assessment in regression: Linear regression versus random forest. American Statistician, 63(4). https://doi.org/10.1198/tast.2009.08199

[106] Belgiu, M., & Drăgu, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. In ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing (Vol. 114). https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011

[107] Khan, S., Rahmani, H., Shah, S. A. A., & Bennamoun, M. (2018). A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision. Synthesis Lectures on Computer Vision, 8(1). https://doi.org/10.2200/s00822ed1v01y201712cov015

[108] Durugkar, S. R., Raja, R., Nagwanshi, K. K., & Kumar, S. (2022). Introduction to data mining. In Data Mining and Machine Learning Applications. https://doi.org/10.1002/9781119792529.ch1

[109] Van Der Maaten, L., & Hinton, G. (2008). Visualizing data using t-SNE. Journal of Machine Learning Research, 9.

[110] Lecun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. In Nature (Vol. 521, Number 7553, pp. 436–444). Nature Publishing Group. https://doi.org/10.1038/nature14539

[111] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. MIT Press.

[112] Albawi, S., Mohammed, T. A., & Al-Zawi, S. (2017). Understanding of a convolutional neural

network. Proceedings of 2017 International Conference on Engineering and Technology, ICET 2017, 2018-January. https://doi.org/10.1109/ICEngTechnol.2017.8308186

[113] Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability. Communications of the ACM, 61(10). https://doi.org/10.1145/3233231

[114] Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. In Nature Machine Intelligence (Vol. 1, Number 5). https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x

[115] Söderström, T., & Stoica, P. (2002). Instrumental variable methods for system identification. Circuits, Systems, and Signal Processing, 21(1). https://doi.org/10.1007/BF01211647

[116] Ljung, L. (1999). System identification: Theory for the user (2nd ed.). Prentice Hall.

[117] Akaike, H. (1974). A New Look at the Statistical Model Identification. IEEE Transactions on Automatic Control, 19(6). https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705

[118] Schwarz, G. (2007). Estimating the Dimension of a Model. The Annals of Statistics, 6(2). https://doi.org/10.1214/aos/1176344136

[119] Smarra, F., Jain, A., de Rubeis, T., Ambrosini, D., D'Innocenzo, A., & Mangharam, R. (2018). Data-driven model predictive control using random forests for building energy optimization and climate control. Applied Energy, 226. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.02.126

[120] Zhou, S., Zhang, J., & Zhou, Y. (2011). Short-term load forecasting based on ARX model and support vector machine. Energy Procedia, 12, 292–299.

[121] Smarra, F., Di Girolamo, G. D., De Iuliis, V., Jain, A., Mangharam, R., & D'Innocenzo, A. (2020). Data-driven switching modeling for mpc using regression trees and random forests. Nonlinear Analysis: Hybrid Systems, 36,

[122] Bishop, C. M. (2014). Bishop - Pattern Recognition And Machine Learning - Springer 2006.