



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA

Una nuova applicazione open source per il monitoraggio del consumo di suolo da telerilevamento

Dottorando:

Luca Congedo

XXXI Ciclo di Dottorato

Docenti di riferimento:

Prof. Giuseppe Scarascia Mugnozza

Prof.ssa Lucina Caravaggi

Prof. Marco Marchetti

Prof. Michele Munafò

Dottorato in **Paesaggio e Ambiente**

Coordinatrice: Prof.ssa Alessandra Capuano

Ringraziamenti

Ringrazio vivamente i docenti di riferimento Prof. Giuseppe Scarascia Mugnozza, Prof.ssa Lucina Caravaggi, Prof. Marco Marchetti, e Prof. Michele Munafò per il loro supporto ed avermi fornito fondamentali indicazioni per lo svolgimento della ricerca. Ringrazio il Collegio dei Docenti, il Comitato Scientifico degli Studiosi, e la Coordinatrice del Dottorato Prof.ssa Alessandra Capuano per le attività organizzate durante il periodo del dottorato, ed i numerosi spunti di riflessione emersi durante queste attività.

Un ringraziamento particolare alla compianta Prof.ssa Silvia Macchi per i suoi insegnamenti che mi sono stati utili anche in questa ricerca.

Indice

Introduzione	4
Abstract.....	7
1 Il monitoraggio del paesaggio tramite telerilevamento e GIS 11	
1.1 Approccio ed obiettivo della ricerca	11
1.2 Il consumo di suolo	16
1.3 Il telerilevamento per il monitoraggio delle caratteristiche fisiche del paesaggio.....	30
1.4 I principali satelliti ad alta risoluzione per il monitoraggio della copertura del suolo	34
2 Evoluzione del monitoraggio del consumo di suolo	40
2.1 Dalla fotointerpretazione alla classificazione semi- automatica tramite firme spettrali.....	40
2.2 Valutazione dell'accuratezza di una classificazione.....	46
2.3 Tecniche di classificazione semi-automatica.....	54
3 Materiali e metodi.....	65
3.1 Definizione delle classi e macroclassi.....	67
3.2 Acquisizione e preprocessamento delle immagini satellitari	69
3.3 Allenamento dell'algoritmo e classificazione dell'immagine.....	75
3.4 Analisi dell'accuratezza della classificazione del consumo di suolo.....	83

3.5	Sviluppo dell'applicazione aperta per la classificazione semi-automatica.....	85
4	Applicazione al caso di studio.....	91
4.1	Classificazioni della copertura del suolo nel caso di studio	91
4.2	Risultati della classificazione e stime del consumo di suolo	109
4.3	Analisi dell'accuratezza.....	127
5	Utilità della metodologia per il monitoraggio del paesaggio	132
5.1	Contributo di questa ricerca al monitoraggio del consumo di suolo.....	135
5.2	Contributo di questa ricerca al monitoraggio aperto del paesaggio.....	154
6	Conclusioni	162
	Bibliografia.....	171

Introduzione

Il consumo di suolo è un fenomeno antropico con notevoli conseguenze sull'ambiente e sul paesaggio, come ad esempio lo sprawl urbano, l'impatto sui servizi ecosistemici, l'influenza sul cambiamento climatico. In Italia il fenomeno del consumo di suolo si è sviluppato notevolmente fin dagli anni '60, e continua tutt'oggi con ritmi considerevoli, motivo per cui in ambito scientifico è emersa la necessità del monitoraggio del consumo di suolo.

Il telerilevamento permette di acquisire informazioni (in particolare immagini satellitari multispettrali) indispensabili per il monitoraggio delle caratteristiche fisiche del paesaggio tra cui la copertura del suolo, definita come il materiale fisico che ricopre il suolo. In particolare, il telerilevamento e i GIS (Sistemi Informativi Geografici) sono strumenti fondamentali per la gestione del paesaggio e l'analisi della dinamicità tra spazi urbani, peri-urbani, rurali e naturali.

Obiettivo di questa tesi è lo sviluppo di una metodologia innovativa per aumentare la frequenza e diminuire i costi del monitoraggio del consumo di suolo (e di altre caratteristiche fisiche del paesaggio) tramite classificazioni semi-automatiche di immagini satellitari. Questo genere di classificazioni utilizza le firme spettrali ottenute dalle immagini per identificare i materiali, consentendo una rapida classificazione di territori anche molto vasti.

L'approccio di questa ricerca si colloca nella Land System Science (Scienza del Sistema Suolo), che è emersa negli ultimi anni come piattaforma di integrazione delle differenti dimensioni del cambiamento ambientale globale, e cerca di monitorare l'interazione tra sistema sociale ed il paesaggio. Assunto di questa tesi è che l'analisi del paesaggio necessita di un approccio multidisciplinare e aperto, e pertanto si promuove un processo scientifico di analisi che sia accessibile alle varie professionalità che studiano il paesaggio, anche non esperte di telerilevamento. In questa ricerca è stata sviluppata una metodologia innovativa di classificazione della copertura del suolo che utilizza immagini satellitari gratuite e software open source per l'elaborazione dei dati, al fine di rendere il monitoraggio economico ed efficiente. In particolare, la metodologia è stata implementata in un programma aperto per il software QGIS (tramite il linguaggio di programmazione Python), in modo da rendere la ricerca sostenibile e replicabile anche in altri contesti di monitoraggio del paesaggio.

L'applicazione al caso di studio si è concentrato sulla Regione Lazio, al fine di classificare la copertura del suolo con l'utilizzo di immagini gratuite Sentinel-2. Tale lavoro ha permesso la valutazione dell'evoluzione nel tempo della copertura del suolo, ed in particolare la stima del consumo di suolo avvenuto tra il 2016 e 2017 per effetto all'impermeabilizzazione delle superfici agricole e naturali.

Tra i risultati della ricerca, oltre allo sviluppo di una metodologia di classificazione e la mappatura del consumo di suolo nella Regione Lazio, vi è quindi il programma, reso disponibile apertamente e gratuitamente, che permette l'elaborazione dei dati satellitari e la classificazione della copertura del suolo. Tale

programma è già stato utilizzato da vari ricercatori in ambito internazionale che lo hanno applicato al proprio caso di studio e in vari settori (urbano, agricolo, forestale, ecc.). Ciò è quindi in accordo con l'obiettivo di apertura e multidisciplinarietà del monitoraggio ambientale, e in particolare con l'intento di questa tesi di promuovere l'avanzamento della conoscenza sulla dinamicità del paesaggio nei suoi vari ambiti tramite il telerilevamento.

Abstract

Soil consumption is an anthropic phenomenon with significant consequences for the environment and the landscape, such as the urban sprawl, the impact on ecosystem services, and the influence on climate change. In Italy, soil consumption has developed considerably since the '60s, and continues today with considerable rhythms, therefore the scientific need to monitor soil consumption has emerged.

Remote sensing allows to acquire information (multispectral satellite images) essential for the monitoring of the landscape physical characteristics, including the land cover, defined as the physical material at the ground. In particular, remote sensing and GIS (geographic information systems) are fundamental tools for the landscape management and the analysis of the changes between urban, peri-urban, rural and natural spaces.

The aim of this thesis is to develop an innovative methodology to increase the frequency and reduce the monitoring cost of soil consumption (and other physical characteristics of the landscape) through semi-automatic classification of satellite images. This kind of classification uses the spectral signatures obtained from the images to identify the materials, allowing for the rapid classification of large areas.

The approach of this research is in the frame of the Land System Science, which has emerged in recent years as a platform for integrating the different dimensions of global environmental

change and seeks to monitor the interaction between the social system and the landscape. Assumption of this thesis is that the analysis of the landscape needs a multidisciplinary and open approach, and therefore it promotes a scientific process of analysis that is accessible to the various professionals who study the landscape, also not experts of remote sensing.

In this research, an innovative methodology of soil cover classification has been developed that uses free satellite images and open source data processing software, in order to foster affordable and efficient landscape monitoring. In particular, the methodology was implemented in an open source plugin for the QGIS software (using the Python programming language), in order to make the research sustainable and replicable also in other landscape monitoring contexts.

The application to the case study focused on the Lazio Region to classify the soil coverage with the use of free images Sentinel-2. This work has allowed for the evaluation of the land cover change over time, and the soil consumption estimation between 2016 and 2017, due to the sealing of agricultural and natural surfaces.

Among the results of this research, in addition to the development of a classification methodology and the mapping of soil consumption in the Lazio Region, there is the open source program, made available free of charge, which allows for the processing of satellite data and land cover classification. This program has already been used by various international researchers who have applied it to their case studies and in various contexts (urban, agricultural, forestry, etc.). Therefore, this is in line with the objective of open and multidisciplinary environmental monitoring, and with the aim of this thesis to promote the

knowledge advancement on landscape change through remote sensing.

1 Il monitoraggio del paesaggio tramite telerilevamento e GIS

Le trasformazioni del paesaggio necessitano di un accurato monitoraggio scientifico che permetta di comprendere le cause e le conseguenze di tali trasformazioni, al fine di adottare le dovute azioni e politiche tese a preservarne le caratteristiche in un'ottica globale e locale (Consiglio d'Europa, 2000; Scarascia Mugnozza, 2016).

La presente ricerca considera in particolare le caratteristiche fisiche del paesaggio e le trasformazioni che avvengono sul suolo (cioè la parte superiore della crosta terrestre), costituito da minerali, acqua, aria, organismi viventi e materia organica (Commissione Europea, 2006).

Tra i vari processi di trasformazione del paesaggio indotti dall'uomo, il consumo di suolo (argomento che sarà descritto in dettaglio nel paragrafo 1.2) è uno dei principali fattori di degrado ambientale, con conseguenze locali e globali anche in termini di cambiamento climatico (IPCC, 2001); il monitoraggio del consumo di suolo risulta quindi necessario per valutarne gli effetti sull'ambiente e sul clima (ISPRA, 2017).

1.1 Approccio ed obiettivo della ricerca

Come ben illustrato da Verburg, et al. (2013), il sistema suolo "comprende tutti i processi e le attività correlate con l'uso antropico della terra", ed include le varie componenti socioeconomiche, tecnologiche, e ecologiche che tra loro

interagiscono. L'approccio di questa ricerca si colloca nella Scienza del Sistema Suolo ("Land System Science") che si propone di collegare in maniera interdisciplinare le diverse componenti del sistema suolo, analizzando i cambiamenti di copertura del suolo come causa e conseguenza dei cambiamenti ambientali (Verburg et al., 2013).

L'espansione urbana costituisce uno dei principali problemi connessi con la perdita di importanti zone naturali e semi-naturali, come ad esempio il paesaggio agrario (Marchetti, Vizzarri, Sallustio, 2019).

Oggetto di questa tesi è il monitoraggio della copertura del suolo, cioè del materiale fisico che ricopre la superficie terrestre (Fisher & Unwin, 2005). In particolare, nel paragrafo 1.2 sono messe in luce le relazioni tra il consumo di suolo e le problematiche connesse come la frammentazione del paesaggio ed il cambiamento climatico.

I processi di trasformazione come il consumo di suolo sono spesso fenomeni dinamici che avvengono in tempi rapidi, e quindi le tecniche di monitoraggio devono conciliare varie necessità tra cui poter analizzare in modo economico e frequente aree vaste (ad esempio al livello nazionale o regionale) e con elevato livello di dettaglio (Blanes & Green, 2012). Sono quindi necessari metodi di mappatura che consentano di quantificare le superfici consumate e permettere la comparazione con altre fonti informative (Caravaggi, Lei, 2014).

Questa ricerca si pone quindi l'obiettivo di rispondere a tale necessità di monitoraggio delle trasformazioni tramite un approccio innovativo che utilizzi strumenti di telerilevamento satellitare (argomento che sarà approfondito nel paragrafo 1.3) che consentono di rilevare le caratteristiche fisiche dei materiali al

suolo in maniera periodica ed economica. È necessario chiarire che questa ricerca si concentra sulla copertura del suolo, che differisce dal concetto di uso del suolo, cioè l'utilizzo o le attività che l'uomo svolge su un certo territorio (Anderson, et al. 1976).

Il consumo di suolo è una problematica che comporta varie conseguenze ambientali e paesaggistiche che necessitano di studi approfonditi su vari fronti. Il monitoraggio del consumo di suolo costituisce quindi la base informativa che può essere utilizzata per analizzare in maniera multidisciplinare le varie problematiche connesse, dalla scala locale (come l'analisi della frammentazione del paesaggio) a quella globale (come il cambiamento climatico). La principale componente innovativa di questa ricerca nell'ambito del paesaggio risiede nell'intento di sviluppare una metodologia di monitoraggio basato su un approccio "aperto" (cioè "open source"). Il termine "open source" deriva dal settore informatico, ed intende un modo aperto di realizzare e distribuire programmi software, cioè garantire a chiunque l'accesso al software e la possibilità di visualizzare e migliorare lo stesso (Steiniger, S. & Hay, G. J., 2009).

Questa ricerca intende utilizzare questo tipo di approccio per sviluppare una metodologia scientifica di monitoraggio della copertura del suolo che sia "aperta" (tramite lo sviluppo di un'applicazione gratuita per l'analisi di immagini satellitari) e accessibile a chiunque, in una sorta di processo democratico di analisi del paesaggio. Questa apertura ha l'obiettivo di permettere a varie figure professionali (non necessariamente specializzate nell'analisi di immagini telerilevate) di poter analizzare autonomamente ed economicamente i cambiamenti della copertura del suolo rilevanti per il proprio ambito di studio. In tal senso, ciò sarebbe un importante progresso rispetto agli attuali

metodi di monitoraggio sviluppati al livello nazionale o europeo che utilizzano sistemi di classificazione o livelli di scala che possono non essere adatti a studi specifici. Inoltre, un monitoraggio di tipo “aperto” potrebbe aumentare la capacità di analisi del paesaggio sfruttando sinergicamente le diverse prospettive delle varie figure professionali che possono beneficiare di informazioni libere e frequentemente aggiornate. L’approccio di questa ricerca è illustrato schematicamente in Figura 1.

Per garantire l’economicità del monitoraggio e aumentare la frequenza delle analisi, questa ricerca intende sviluppare una metodologia di classificazione semi-automatica di immagini satellitari fornite gratuitamente da alcune istituzioni internazionali (che saranno descritte in dettaglio nel paragrafo 1.3). Questo genere di classificazioni sfrutta le cosiddette “firme spettrali” (cioè la caratteristica dei materiali di riflettere le onde elettromagnetiche a varie lunghezze d’onda) per identificare i materiali al suolo, analizzando le immagini multispettrali satellitari. La metodologia di monitoraggio sviluppata in questa tesi ha quindi gli obiettivi di essere economica (utilizzando dati e programmi gratuiti) e garantire un’accuratezza tematica minima dell’85% per le classificazioni prodotte.

Ancor più nello specifico, questa tesi intende applicare la metodologia sviluppata per la valutazione dell’evoluzione del consumo di suolo nella Regione Lazio. Inoltre, la tesi ha l’obiettivo di realizzare un’applicazione open source che consenta l’applicazione della metodologia sviluppata in modo totalmente gratuito.

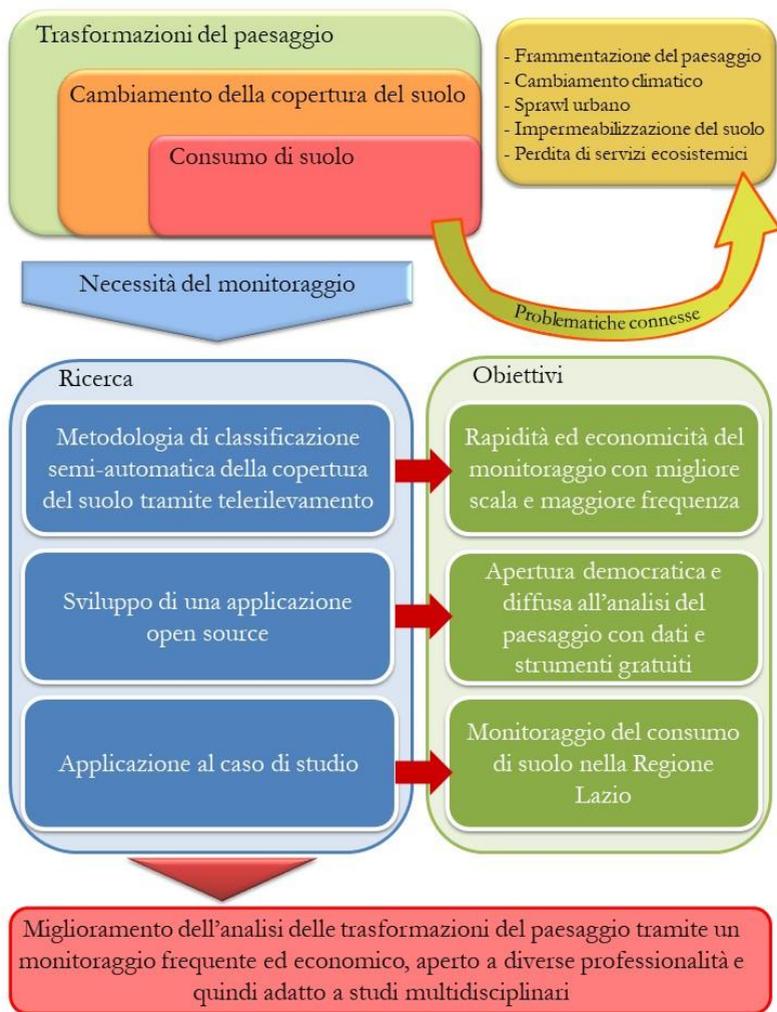


Figura 1: schema illustrativo dell'approccio di questa ricerca

1.2 Il consumo di suolo

“La fondamentale ‘risorsa suolo’, si pone al centro di un sistema di relazioni tra le principali pressioni ambientali e i cicli naturali che assicurano il sostentamento della vita sul pianeta; è solo attraverso la conoscenza dell’intero sistema e dei processi che lo governano che sarà possibile porre le basi per interventi efficaci sulle cause del suo deterioramento ed alterazione, così come per contrastare le minacce dovute alle attività antropiche che ne determinano una continua e crescente impermeabilizzazione, pianificata o abusiva che sia e che generano contaminazione, perdita della biodiversità e processi di desertificazione, compromettendone la disponibilità per lo stesso sviluppo della nostra società” (De Bernardinis, in ISPRA, 2014).

Il suolo, la parte superiore della crosta terrestre, è una risorsa limitata che ha lunghissimi tempi di formazione, quindi è considerata una risorsa non rinnovabile (Commissione Europea, 2006); il suolo è essenziale per gli ecosistemi del nostro pianeta e per l’uomo, poiché svolge funzioni necessarie per la produzione di cibo, biomassa e materiali rinnovabili e molte altre funzioni che vengono definite servizi ecosistemici. L’attenzione verso questi servizi ecosistemici è particolarmente alta al livello europeo, come dimostra la Comunicazione della Commissione Europea (Commissione Europea, 2011) che fissa vari obiettivi di tutela entro il 2020 tra cui preservare la biodiversità, le aree agricole e forestali. Uno dei principali fattori di depauperamento del suolo è lo sviluppo urbano, in particolare nella forma del cosiddetto consumo di suolo (anche “soil consumption”), cioè nella conversione da suolo naturale a suolo artificiale. In particolare, è opportuno chiarire la definizione di consumo di suolo nel contesto

internazionale ed italiano. In generale, il consumo di suolo indica il processo di rimozione e copertura del suolo naturale o semi-naturale con materiali impermeabili e artificiali.

Il processo di copertura permanente del suolo con materiali impermeabili che lo isolano dalle altre componenti ecologiche viene definito impermeabilizzazione. L'impermeabilizzazione del suolo è quindi un fenomeno collegato con il consumo di suolo, causando la perdita della caratteristica di permeabilità naturale del suolo (Burghardt, et al., 2004; Huber, et al. 2008).

La copertura del suolo è una caratteristica importante per determinare se un suolo sia consumato e quindi impermeabilizzato. Esempi di copertura del suolo naturale sono la vegetazione, l'acqua, o il suolo nudo; asfalto o cemento sono invece esempi di copertura del suolo artificiale (Fisher & Unwin, 2005).

È opportuno anche chiarire che in alcuni testi il consumo di suolo (definito "land take") viene inteso come l'incremento delle aree artificiali (nel senso di uso del suolo) a discapito delle aree naturali e semi-naturali; questa definizione porta quindi a considerare come consumato anche aree artificiali non impermeabilizzate come le aree verdi urbane (Agenzia Europea dell'Ambiente, 1997). Si precisa che in questa tesi il consumo di suolo è inteso in termini di copertura (e non di uso), per cui sono solo le superfici impermeabilizzate a costituire suolo consumato.

In Europa, il consumo di suolo è un problema legato alla domanda di infrastrutture residenziali, industriali, commerciali e di trasporto, senza una relazione diretta con la crescita demografica che spesso anzi non sussiste (Commissione Europea, 2006). Spesso il consumo di suolo è collegato allo sprawl urbano, definito come espansione a bassa densità di vaste aree urbane principalmente

nelle aree agricole circostanti (Agenzia Europea dell'Ambiente, 2006).

Questa problematica ha spinto l'Unione Europea a tutelare il sistema suolo tramite la "Strategia tematica per la protezione del suolo" (Commissione Europea, 2006), in cui vengono promosse le buone pratiche di riduzione degli effetti negativi del consumo di suolo tra cui l'impermeabilizzazione, e successivamente ha descritto le modalità di realizzazione della strategia, in particolare tramite la conoscenza del suolo, il supporto alla ricerca ed il monitoraggio periodico del suolo (Commissione Europea, 2012a). Al livello politico e pianificatorio, la Commissione Europea ha proposto alcune linee guida per limitare, mitigare e compensare il consumo di suolo (Commissione Europea, 2012a), alla luce anche dei vari obiettivi da raggiungere entro il 2020 (Commissione Europea, 2011).

In Italia, il consumo di suolo è stato fin dagli anni '60 una problematica collegata con l'abusivismo e la mancanza di pianificazione che ha portato alla progressiva espansione delle aree urbane a discapito delle aree agricole e naturali (Indovina, 2006; Bellagamba, Frisch, Tamburini, 2010). Nonostante l'interesse scientifico e politico sin dagli anni '70, come ad esempio la legge regionale del Piemonte del 5 dicembre 1977, n. 56 "Tutela ed uso del suolo" (da Giovanni Astengo), la popolazione non è stata sufficientemente sensibilizzata per limitare questo fenomeno che nel tempo è aumentato considerevolmente (ISPRA, 2017). Manca inoltre una legge nazionale che limiti e regolamenti il consumo di suolo, nonostante negli ultimi anni siano state proposte alcune leggi. L'ultimo disegno di legge (n° 2383) sul contenimento del consumo del suolo intende porre un limite al consumo di suolo in Italia entro il 2050 e definisce il consumo di suolo come

l'incremento della superficie libera trasformata a seguito di interventi di impermeabilizzazione (dove per superficie libera: si intende suolo agricolo o in condizione di naturalità o semi-naturalità, anche in ambito urbano o periurbano, non impermeabilizzato).

Una legge nazionale sul consumo di suolo sarebbe dunque necessaria per tutelare le bellezze naturali che costituiscono una risorsa economica (dal turismo all'agricoltura) oltre che paesaggistica. Oltre alle aree naturali e semi-naturali, è necessario monitorare anche gli spazi verdi all'interno delle aree urbane che rischiano di essere cementificati (Sallustio, et al., 2017).

Il monitoraggio del consumo di suolo

Il monitoraggio della copertura del suolo può essere basato su due tipologie di approcci principali: la mappatura ed il campionamento. Il primo è particolarmente utile perché produce un dato spaziale che può essere utilizzato come input per la modellazione spaziale e la valutazione di indici; il secondo è più affidabile dal punto di vista statistico, consentendo una maggiore flessibilità di utilizzo, facilità e velocità di aggiornamento dei dati. Il monitoraggio periodico e frequente della copertura del suolo permette di analizzare i cambiamenti ambientali avvenuti nel tempo. Di fondamentale importanza sono quindi la definizione delle caratteristiche del monitoraggio, in particolare dal punto di vista semantico, tramite la definizione del sistema di classificazione, da cui derivano le stime del consumo di suolo (Munafò, et al., 2010; CRCS, 2012). In generale, sistemi di classificazione differenti (così come altre caratteristiche tecniche del monitoraggio come la minima unità cartografabile) producono risultati differenti. Ne consegue che il monitoraggio

deve essere adatto alle finalità del lavoro (es. pianificazione del territorio, analisi ambientali, monitoraggio dei cambiamenti del paesaggio), definendo sistemi di classificazione idonei. Tuttavia, molte banche dati esistenti non risultano idonee al monitoraggio del consumo di suolo, perché concepite con altre finalità (ISPRA, 2013).

Al livello Europeo, il programma Copernicus ha sviluppato vari strati ad alta risoluzione per il monitoraggio della copertura del suolo (High Resolution Layers), tra cui uno strato relativo all'impermeabilizzazione del suolo (Degree of Imperviousness). Questo dato è basato sulla classificazione semi-automatica di immagini satellitari ed è disponibile per tutti i paesi europei (Agenzia Europea dell'Ambiente, 2012). L'integrazione di questi dati consente di avere un quadro completo al livello nazionale delle principali classi di copertura del suolo (Congedo, et al., 2016). Tuttavia, questi dati hanno una risoluzione spaziale di 20m (pari a una scala di circa 1:40.000) e sono aggiornati ogni 3 anni (sono disponibili per il 2012 e il 2015 è in fase di produzione).

In Italia, l'Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale (ISPRA) ha intrapreso da molti anni varie attività per il monitoraggio del consumo del suolo, fornendo dati aggiornati ed attendibili al livello nazionale, regionale, e comunale, che descrivono l'evoluzione del fenomeno (ISPRA, 2014; ISPRA, 2017). In particolare, l'ISPRA e il Sistema Nazionale per la Protezione dell'Ambiente (ARPA/APPA) hanno sviluppato una rete di monitoraggio del consumo del suolo basata sull'approccio campionario e sull'interpretazione fotografica di immagini ad altissima risoluzione, al fine di fornire dati aggiornati ed omogenei sul consumo del suolo. La rete ha permesso di valutare l'evoluzione del consumo del suolo in Italia nel periodo che va

dagli anni '50 agli anni recenti, tramite un campionamento stratificato di punti fotointerpretati su immagini ad altissima risoluzione (senza quindi i vincoli della minima unità cartografabile). La rete è composta da circa 180.000 punti, classificati con un sistema di classificazione a due livelli, che ha permesso di analizzare quanto edifici, strade e infrastrutture abbiano occupato zone naturali ed agricole, e spesso le zone urbane a bassa densità.

Il monitoraggio dell'ISPRA ha permesso di stimare che in Italia tra 2008 e 2013 il consumo del suolo ha interessato circa 55 ha al giorno, con una velocità di oltre 6 m²/s. Il consumo del suolo è aumentato dal 2,7% nel 1950 al 7,0% nel 2014, arrivando ad una superficie di circa 21.000 km² di suolo consumato (ISPRA, 2014).

La necessità di un monitoraggio annuale del consumo di suolo ha portato negli ultimi anni all'utilizzo di tecniche di mappatura digitale del territorio nazionale (ISPRA, 2017). Tramite questa cartografia l'ISPRA ha stimato in oltre 2.300.000 ha il consumo di suolo al 2016, pari a circa il 7,6% del territorio nazionale.

Questi dati mostrano che il consumo di suolo in Italia continua ad aumentare, costituendo quindi una minaccia costante per il paesaggio. È quindi necessario monitorare tale fenomeno in modo frequente ed accurato anche a scala locale.

Il consumo di suolo nel Lazio

La rete di monitoraggio del consumo di suolo dell'ISPRA ha permesso di valutare l'evoluzione del fenomeno al livello regionale (ISPRA, 2014). In particolare, nella Regione Lazio è stato stimato un consumo di suolo che dagli anni '50 si è quasi quadruplicato (Tabella 1). Al 2016, il suolo consumato nella Regione Lazio è stimato a circa 143.000 ha, pari a circa l'8,3% del

territorio regionale. Rispetto al contesto nazionale, la Regione Lazio è superiore alla media in termini di percentuale di suolo consumato, ed in particolare è tra le prime Regioni per incremento di consumo di suolo tra il 2015 e 2016, con oltre 380 ha di suolo (ISPRA, 2017).

Tabella 1 Stima del suolo consumato in percentuale sulla superficie della Regione Lazio (dati ISPRA, 2014)

Periodo	Percentuale di suolo consumato (intervallo di confidenza)
Anni '50	1,3-2,5%
1989	5,0-6,8%
1996	5,7-7,6%
1998	6,1-8,0%
2006	6,9-9,0%
2009	7,2-9,4%
2012	6,9-10,7%

Questi dati sono ancora più rilevanti se si considera l'evoluzione del consumo di suolo per il Comune di Roma (Tabella 2). I dati dell'ISPRA (2014) mostrano le rilevanti pressioni sulla Regione Lazio, ed in particolare sull'area metropolitana di Roma, che dagli anni '50 ha subito una notevole espansione residenziale e delle infrastrutture. Nella Provincia di Roma quasi 72.000 ha di suolo risultano consumati al 2016 (ISPRA, 2017).

Tuttavia, anche altre aree del Lazio hanno subito questo processo di impermeabilizzazione, come ad esempio la Provincia di Latina che al 2016 risulta avere oltre 23.000 ha di suolo consumato, pari a circa il 10% del territorio provinciale (ISPRA, 2017). Da questi dati

(Figura 2) si nota che le Province di Roma e Latina hanno le percentuali di suolo consumato maggiori, superiori alla media regionale (8,3%). In queste aree quindi si concentra la maggior parte del suolo consumato del Lazio.

Tabella 2 Stima del suolo consumato per il Comune di Roma (dati ISPRA, 2014)

Periodo	Suolo consumato [ettari]	Percentuale di suolo consumato
Anni '50	9.315	7,1%
1989	25.285	19,3%
1996	28.922	22,1%
1998	30.253	23,1%
2004	32.826	25,1%
2008	34.068	26,1%

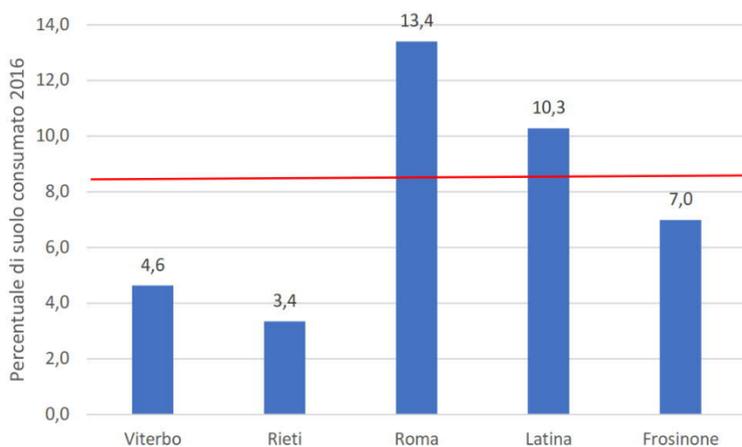


Figura 2: grafico della percentuale di suolo consumato al livello provinciale nel 2016 (dati ISPRA, 2017)

La relazione tra consumo di suolo e frammentazione del paesaggio

La cartografia del consumo di suolo permette di analizzare la struttura urbana tramite vari tipi di analisi spaziali. In particolare, le "metriche del paesaggio" (McGarigal & Marks, 1995) sono utili indicatori che descrivono le caratteristiche strutturali e funzionali del paesaggio analizzando le aree contigue omogenee ("patch", cioè agglomerati di pixel). Queste metriche sono utili per analizzare le caratteristiche fisiche del paesaggio, in particolare per lo studio del cambiamento della copertura del suolo nelle aree urbane (Huang, Wang, Budd, 2009). Ovviamente queste metriche sono dipendenti dalla risoluzione spaziale dei dati utilizzati (si veda il paragrafo 1.3), quindi la frammentazione è relativa all'unità minima della classificazione (cioè il pixel).

Poiché ogni indicatore descrive alcune caratteristiche specifiche del paesaggio, la complessità delle aree urbane è solitamente analizzata calcolando varie metriche e comparandole tra loro. Alcune metriche del paesaggio elaborate dall'ISPRA sulla cartografia del consumo di suolo sono (ISPRA, 2015):

- *Largest Class Patch Index* (indice della patch più ampia): calcolato come la percentuale di paesaggio occupato dalla più grande patch;
- *Residual Mean Patch Size* (dimensione media delle patch residue): calcolato come l'area media delle patch, escludendo la patch più grande (solitamente il centro urbano);
- *Edge Density* (densità del perimetro): calcolato come il rapporto tra il perimetro dell'area urbana e la superficie della stessa;

- Indice di *Sprawl* Urbano: calcolato come il rapporto tra aree ad alta densità e bassa densità.

La metrica *Largest Class Patch Index* è un indicatore di compattezza, che assume valori più elevati nelle città con un ampio centro urbano, valori minori dove prevale l'espansione urbana.

Il *Residual Mean Patch Size* è correlato con lo *sprawl* urbano, fornendo una misura della superficie dispersa intorno al centro della città; valori elevati indicano città policentriche, mentre valori minori descrivono la frammentazione della periferia.

La metrica *Edge Density* descrive la frammentazione urbana, in particolare le caratteristiche morfologiche dei confini urbani. Assume valori più elevati in aree con maggiore irregolarità del perimetro urbano, mentre valori minori descrivono perimetri compatti e regolari.

L'Indice di *Sprawl* Urbano descrive la variazione della densità urbana legata alla dispersione e alla frammentazione del costruito. Valori elevati indicano maggiore dispersione, mentre valori minori indicano compattezza (Agenzia europea dell'ambiente, 2006).

Questi indici combinati tra loro possono contribuire a comprendere l'evoluzione e la struttura delle aree urbane, quali informazioni necessarie per definire politiche che limitino il consumo di suolo e promuovano la sostenibilità della governance. L'ISPRA (2017) ha calcolato questi indicatori al livello comunale e provinciale, utilizzando la carta del consumo di suolo come dato di input. Da questa analisi emerge la notevole dispersione delle aree urbane, e in particolare quelle periurbane, ed una graduale saturazione degli spazi interstiziali dei centri urbani.

Relazione tra consumo di suolo e cambiamento climatico

Le relazioni tra urbanizzazione e cambiamento climatico sono complesse, ma in particolare “i materiali al suolo, gli edifici, le strade, e altre infrastrutture, insieme a cambiamenti nella morfologia della superficie, alterano i flussi di energia e acqua. Ciò, in combinazione con le emissioni dirette di calore, biossido di carbonio, e inquinamento dovuti alle attività antropiche, determina climi urbani particolari. Uno dei più noti effetti di questo sviluppo è il riscaldamento urbano; globalmente le città sono quasi sempre più calde delle circostanti aree rurali” (Grimmond, 2007).

La relazione tra tutela del suolo, servizi ecosistemici e adattamento al cambiamento climatico è un tema di attuale interesse scientifico che ha come obiettivo lo sviluppo sostenibile in particolare per le aree urbane. Molti dei servizi ecosistemici forniti dal suolo sono correlati con la regolazione del clima, come ad esempio il sequestro di carbonio (IPCC, 2001; Lal, 2005); la quantificazione dell’assorbimento del carbonio delle foreste è di fondamentale importanza, specialmente nelle regioni mediterranee (Scarascia Mugnozza, et al., 2000). L’espansione urbana e la deforestazione contribuiscono alla liberazione del carbonio immagazzinato naturalmente nella vegetazione e nel suolo (Sallustio, et al., 2015). Inoltre, il suolo ha un ruolo di mitigazione e adattamento a fenomeni estremi come alluvioni e siccità tramite le diverse funzioni di protezione degli ecosistemi, e contribuiscono ad aumentare la capacità adattiva della popolazione (Commissione Europea, 2014).

Esistono vari tipi di relazioni tra aree urbane e cambiamento climatico; tra i fattori non climatici che devono essere monitorati rientrano i processi di cambiamento di copertura del suolo

(Cardona et al., 2012), come urbanizzazione, impermeabilizzazione, e *sprawl* urbano. In particolare, lo *sprawl* urbano è parte di un circolo vizioso che modificando il clima urbano determina una maggiore esposizione delle aree urbane al cambiamento climatico.

La Figura 3 mostra l'influenza delle aree urbane sul sistema locale come fattore di pressione sull'ambiente, e allo stesso tempo sul sistema globale con le emissioni di gas climalteranti che contribuiscano al cambiamento climatico globale, come evidenziato anche dall' *Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC, 2001). In questo contesto quindi il cambiamento di copertura del suolo ed il consumo di suolo sono considerati causa ed effetto del cambiamento climatico, quindi il monitoraggio e la pianificazione sono fondamentali per la protezione del suolo (Verburg et al., 2013). Il rapporto IPCC del 2014 prevede una ulteriore crescita dello sviluppo urbano in Europa; si ipotizza che il cambiamento climatico causerà in Europa un aumento dei picchi di temperatura e degli eventi meteorici estremi, con conseguenti impatti sull'ambiente e sull'economia (IPCC, 2014b).

Nelle aree urbane può verificarsi il fenomeno dell'isola di calore, causato dall'impermeabilizzazione dei suoli, che diminuisce l'evapotraspirazione vegetale, e aumenta le superfici con alto coefficiente di rifrazione del calore come cemento e asfalto (Commissione Europea, 2012b). Nell'Europa meridionale il cambiamento climatico potrebbe aumentare la frequenza e l'intensità delle ondate di calore ed il rischio di incendi, e nelle città potrebbe acuire i fenomeni dell'isola di calore (IPCC del 2014a), i cui effetti sono ancora più incidenti nelle aree aride del Mediterraneo con effetti negativi sull'uomo (Potchter & Ben-Shalom, 2013).

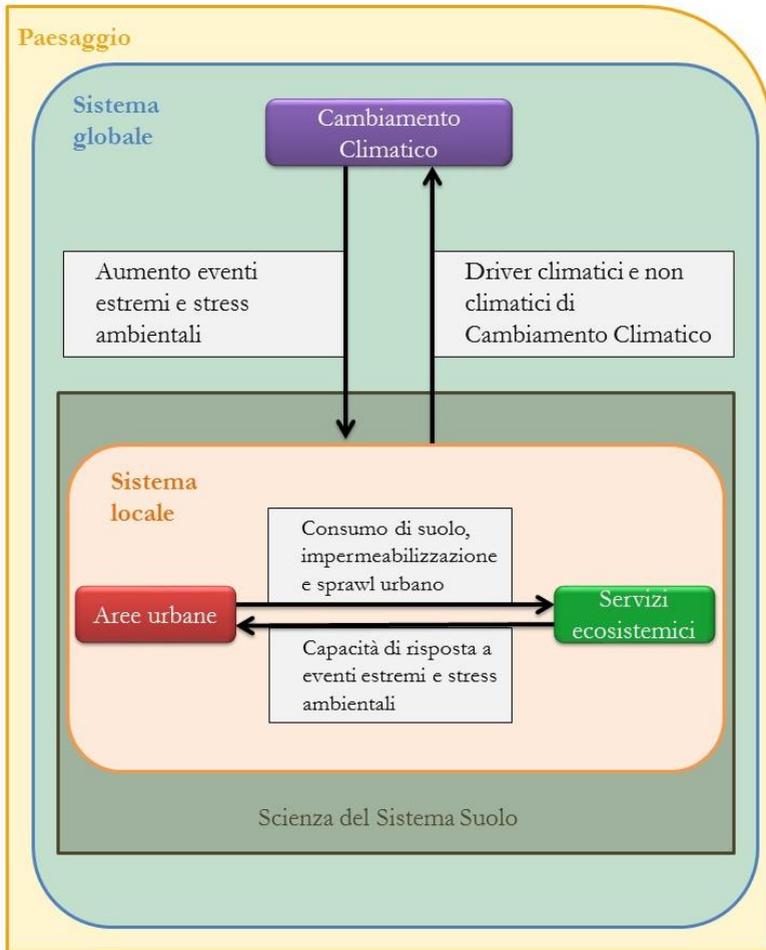


Figura 3: relazione tra cambiamento climatico e paesaggio al livello globale e locale

Gli eventi climatici estremi potranno avere varie ripercussioni sull'economia e l'ambiente, come ad esempio la minore produttività delle aree agricole a causa della siccità, con la conseguente diminuzione dei servizi ecosistemici. Il potenziale innalzamento del livello del mare potrebbe causare in Italia gravi impatti sulle numerose aree urbane costiere (IPCC, 2014b).

L'IPCC (2014b) definisce la vulnerabilità come la predisposizione a subire gli effetti del cambiamento climatico ed include altri concetti tra cui l'esposizione, la sensibilità e l'adattamento. La sensibilità indica il grado con cui un sistema o una specie sono influenzati positivamente o negativamente dalla variabilità climatica, creando effetti diretti o indiretti. L'esposizione esprime la presenza di persone, specie o ecosistemi, servizi ambientali, infrastrutture, risorse, nei luoghi che potrebbero essere colpiti dagli impatti del cambiamento climatico sui sistemi naturali e antropici. Infine, l'adattamento indica il processo di adeguamento al clima reale o atteso ed ai suoi effetti.

Le strategie di adattamento al cambiamento climatico sono quindi necessarie per limitare il rischio ambientale nelle aree urbane; la Commissione Europea ha promosso una strategia di adattamento europea tramite la comunicazione *"An EU Strategy on adaptation to climate change"* (Commissione Europea, 2013).

In Italia, il Ministero dell'Ambiente e della Tutela del Territorio e del Mare (2015) ha approvato con decreto direttoriale n.86 del 16 giugno 2015 la Strategia Nazionale di Adattamento ai Cambiamenti Climatici, che segue gli indirizzi della strategia europea. Tra le varie azioni della Strategia, la limitazione del consumo di suolo viene più volte citata come risposta ai cambiamenti climatici.

Alla luce quindi delle relazioni tra copertura del suolo e cambiamento climatico, il monitoraggio del consumo di suolo è un'attività indispensabile per progettare azioni che riducano la vulnerabilità agli effetti del cambiamento climatico ed i possibili eventi estremi.

1.3 Il telerilevamento per il monitoraggio delle caratteristiche fisiche del paesaggio

“L'osservazione della Terra tramite telerilevamento è l'interpretazione e la comprensione delle misure fatte da strumenti aerei o satellitari della radiazione elettromagnetica riflessa o emessa dagli oggetti sulla terra, dagli oceani o dalle superfici ghiacciate” (Mather & Koch, 2011, pag. 1).

La disponibilità di informazioni spaziali come mappature della copertura del suolo e dei servizi ecosistemici è un utile supporto alle politiche e alla pianificazione per lo sviluppo sostenibile (Maes et al., 2012; Cardona, et al., 2012). Negli ultimi decenni vari studi hanno utilizzato il telerilevamento e i GIS per il monitoraggio della copertura del suolo, dell'espansione urbana, e dei servizi ecosistemici (Marchetti, et al., 2012; Brook & Davila, 2000; Chen, 2013).

Il telerilevamento è la scienza e la tecnologia che permettono l'identificazione o la misura delle caratteristiche dell'oggetto, senza il contatto diretto, tramite specifici sensori (JARS, 1993). In particolare, i sensori misurano l'intensità di radiazione elettromagnetica in una determinata direzione verso il sensore, anche definita radianza; l'energia misurata è convertita in un'immagine digitale, dove ogni elemento dell'immagine (detto

pixel) ha un valore discreto in unità di numero digitale (NASA, 2013).

In generale, i sensori montati a bordo di satelliti misurano l'energia emanata dalla superficie terrestre, e possono essere distinti in (Richards & Jia, 2006):

- telerilevamento passivo, se la sorgente dell'energia misurata è il Sole;
- telerilevamento attivo, se la sorgente dell'energia misurata viene emessa dalla piattaforma del sensore.

Il telerilevamento può quindi essere un utile strumento per monitorare e analizzare le caratteristiche fisiche del paesaggio come la copertura del suolo, in quanto le immagini telerilevate possono essere utilizzate per derivare la tipologia di materiali presenti al suolo in base alle differenti caratteristiche di riflessione delle onde elettromagnetiche.

Applicazioni del telerilevamento per il monitoraggio della copertura del suolo

Le immagini telerilevate sono utilizzate da vari studi e ricerca per il monitoraggio della copertura del suolo; il tipo di dati utilizzati e le metodologie sviluppate determinano il livello di dettaglio spaziale e la scala di studio.

A scala globale, l'Agenzia Spaziale Europea (ESA) ha realizzato nell'ambito del progetto "*Global Monitoring of Essential Climate Variables*" una classificazione della copertura del suolo per l'intera superficie terrestre con una risoluzione spaziale di 300m. Questa mappatura è stata realizzata per vari anni di riferimento tra cui 2000, 2005 e 2010, classificando immagini satellitari. In questo

caso, la risoluzione spaziale preclude l'utilizzo di questa mappatura per studi a scala locale.

Sempre in Europa, il programma Copernicus ha sviluppato una serie di progetti che attraverso la Direttiva INSPIRE (2007/2/EC) ha l'obiettivo di creare una infrastruttura comune di dati spaziali per il monitoraggio del territorio. I dati prodotti nell'ambito di Copernicus, che comprendo mappature e immagini satellitari, sono molto utili per il monitoraggio di fenomeni come il consumo di suolo, la frammentazione urbana, ed il cambiamento climatico (Commissione Europea, 2014). Tra questi dati, è di grande rilievo la mappatura realizzata sin dagli anni '90 dall'Agenzia Europea dell'Ambiente per il programma CORINE (*Coordination of Information on the Environment*). Questa mappatura, realizzata utilizzando immagini telerilevate per tutti i Paesi europei, ha consentito di comparare l'uso e la copertura del suolo in modo omogeneo su tutta Europa, con un livello di dettaglio (unità minima cartografabile di 25 ha) che consente l'analisi principalmente a scala nazionale e regionale.

Sempre nel programma Copernicus sono stati prodotti più recentemente alcuni strati ad alta risoluzione per il monitoraggio della copertura del suolo (High Resolution Layers), realizzati per i vari Paesi europei tramite classificazione automatica di immagini satellitari. Oltre al dato relativo all'impermeabilizzazione del suolo già citato nei paragrafi precedenti di questa tesi, sono stati prodotti dati relativi alla copertura vegetale (tra cui foreste di conifere, latifoglie, e copertura erbacea), le zone umide, e i corpi idrici permanenti. Tutti questi dati hanno una scala di circa 1:40.000 (risoluzione spaziale di 20m) e sono aggiornati ogni 3 anni (sono attualmente disponibili gli anni di riferimento 2012 e 2015). Quindi, questi dati sono poco idonei alla scala locale, dove

il monitoraggio necessita di dati a maggiore risoluzione, acquisiti sistematicamente e coerentemente con il ritmo di crescita delle aree urbane.

Le caratteristiche dei sensori

Le caratteristiche dei sensori utilizzati per telerilevamento, definite risoluzioni, determinano le capacità di rilevare la copertura del suolo e le applicazioni possibili con i dati acquisiti. Questi sensori misurano la radiazione elettromagnetica proveniente dalla superficie terrestre che viene memorizzata sotto forma di immagini satellitari.

Le risoluzioni dei sensori si distinguono in:

- La risoluzione spaziale: è la capacità di uno strumento di discriminare le caratteristiche degli oggetti al suolo e si basa sulle caratteristiche tecniche e l'altitudine del sensore (NASA, 2013); la risoluzione spaziale è anche definita risoluzione geometrica o IFOV (*Instantaneous Field Of View*), e di solito è misurata in dimensioni del pixel (la minima unità dell'immagine);
- La risoluzione spettrale: è il numero e la posizione nello spettro elettromagnetico delle bande spettrali, definito da due lunghezze d'onda (NASA, 2013); nei sensori multispettrali, ad ogni banda corrisponde un'immagine;
- La risoluzione radiometrica: è la gamma di valori di luminosità disponibili, di solito misurata in bit (cifre binarie), che nell'immagine corrispondono alla gamma di valori digitali (DN); ad esempio, un'immagine con risoluzione a 8 bit ha 256 livelli di luminosità (Richards & Jia, 2006);

- La risoluzione temporale: è il tempo necessario ai sensori satellitari per rivisitare la stessa area della Terra (NASA, 2013).

Le varie risoluzioni quindi determinano le potenzialità e i limiti delle applicazioni; per esempio la risoluzione spaziale determina il livello di scala massimo che si può raggiungere utilizzando il dato telerilevato. I progressi tecnologici hanno gradualmente migliorato le varie risoluzioni, per tali motivi esistono vari sensori con differenti caratteristiche, montati a bordo di satelliti lanciati nello spazio negli ultimi decenni.

Tra le varie regioni dello spettro elettromagnetico, le bande visibili (blu, verde e rosso) sono utili per la visualizzazione delle caratteristiche urbane, mentre le bande del vicino infrarosso consentono l'identificazione della vegetazione rigogliosa (Rouse, et al., 1973).

Per il monitoraggio della copertura del suolo, ed in particolare del consumo di suolo, è importante avere informazioni con una sufficiente scala di dettaglio; in generale i satelliti ad alta risoluzione (cioè che forniscono immagini con risoluzione spaziale tra i 2 e i 10 metri) hanno una scala di circa 1:20.000 che può essere idonea per lo studio di aree urbane.

1.4 I principali satelliti ad alta risoluzione per il monitoraggio della copertura del suolo

“Sin dagli anni '60, il termine telerilevamento è stato utilizzato per descrivere un nuovo settore di acquisizione di informazioni che include piattaforme aeree e satellitari. All'epoca, erano

predominanti i sistemi di acquisizione con fotocamera e prevalevano i mezzi fotografici convenzionali per la memorizzazione dell'intensità di radiazione nel visibile e vicino infrarosso riflessa dalla Terra" (Purkis & Klemas, 2011, pag. 18).

Il progresso tecnologico ha fatto avanzare notevolmente i sistemi di acquisizione. Vari satelliti per il monitoraggio terrestre sono stati lanciati in orbita negli ultimi decenni, ed in particolare alcuni di questi acquisiscono immagini che sono rilasciate gratuitamente. Queste immagini gratuite costituiscono un'importante risorsa per lo studio dei cambiamenti della copertura del suolo e quindi dell'evoluzione del paesaggio.

Nei paragrafi seguenti vengono illustrate le caratteristiche dei principali satelliti le cui immagini sono liberamente utilizzabili e forniscono un archivio di informazioni decennali su tutto il globo.

I satelliti Landsat

Landsat è un insieme di satelliti multispettrali sviluppati dalla NASA (*National Aeronautics and Space Administration* degli Stati Uniti d'America) dall'inizio degli anni Settanta, che sono molto utilizzati nella ricerca e monitoraggio della copertura terrestre e il consumo del suolo (Vogelmann et al., 1998; Lu, Moran and Hetrick, 2011).

Il satellite più recente (Landsat 8) è stato lanciato nel 2013, e monta un sensore multispettrale le cui caratteristiche sono riportate in Tabella 3 (USGS, 2016). Al momento, l'unico satellite operativo oltre al Landsat 8, è il Landsat 7 lanciato nel 1999.

.

Tabella 3: caratteristiche del sensore a bordo del satellite Landsat 8 (USGS, 2016)

Bande spettrali	Lunghezza d'onda [micrometri]	Risoluzione spaziale [metri]
Banda 1 Aerosol	0,43 - 0,45	30
Banda 2 Blu	0,45 - 0,51	30
Banda 3 Verde	0,53 - 0,59	30
Banda 4 Rosso	0,64 - 0,67	30
Banda 5 Infrarosso vicino	0,85 - 0,88	30
Banda 6 Infrarosso medio 1	1,57 - 1,65	30
Banda 7 Infrarosso medio 2	2,11 - 2,29	30
Banda 8 Pancromatico	0,50 - 0,68	15
Banda 9 Cirri	1,36 - 1,38	30
Banda 10 Infrarosso termico 1	10,60 - 11,19	100
Banda 11 Infrarosso termico 2	11,50 - 12,51	100

Queste immagini multispettrali hanno una risoluzione del pixel di 30 metri, che è un fattore limitante per le applicazioni poiché

oggetti di piccole dimensioni (es. edifici isolati) sono difficilmente rilevabili; pertanto, sono principalmente adatte per studi su scala regionale (Patino & Duque, 2013).

Vari studi hanno utilizzato le immagini Landsat per analizzare la copertura del suolo di aree urbane (Bagan & Yamagata, 2012), monitorare la vegetazione, gli ecosistemi (Yang, Weisberg, and Bristow, 2012), e la temperatura superficiale terrestre utilizzando le bande dell'infrarosso termico (Sobrino, et al., 2004).

Inoltre, le immagini Landsat sono utilizzate per applicazioni in agricoltura, ed il monitoraggio dei cambiamenti (Roy, et al., 2014). Al momento, solo i satelliti Landsat 7 e Landsat 8 sono operativi, i quali hanno una risoluzione temporale di 16 giorni, e sono tra di loro sfasati di 8 giorni (NASA, 2013). Il vasto archivio di immagini Landsat acquisite negli ultimi decenni è liberamente disponibile tramite il sito USGS Eros (<http://earthexplorer.USGS.gov>).

I satelliti Sentinel-2

Nell'ambito del programma europeo Copernicus, che è stato già introdotto nei precedenti capitoli, sono stati realizzati i satelliti multispettrali Sentinel-2. Questi satelliti, il cui primo esemplare è stato lanciato nel giugno 2015, sono progettati per fornire immagini ad alta risoluzione per molte bande spettrali (Drusch, et al. 2012). Le caratteristiche del sensore montato a bordo dei satelliti Sentinel-2 sono riportate in Tabella 4.

Le bande Sentinel-2 hanno una diversa risoluzione spaziale a seconda della banda spettrale. Tuttavia, le bande del visibile e dell'infrarosso vicino hanno una risoluzione di 10m che è notevole se confrontata alla dimensione del pixel delle immagini Landsat (cioè 30m).

Tabella 4: caratteristiche del sensore a bordo dei satelliti Sentinel-2

Bande spettrali	Lunghezza d'onda centrale [micrometri]	Risoluzione spaziale [metri]
Banda 1 Aerosol	0,443	60
Banda 2 Blu	0,490	10
Banda 3 Verde	0,560	10
Banda 4 Rosso	0,665	10
Banda 5 Red Edge	0,705	20
Banda 6 Red Edge	0,740	20
Banda 7 Red Edge	0,783	20
Banda 8 Infrarosso vicino	0,842	10
Banda 8A Red Edge	0,865	20
Banda 9 Vapore d'acqua	0,945	60
Banda 10 Cirri	1,375	60
Banda 11 Infrarosso medio	1,610	20
Banda 12 Infrarosso medio	2,190	20

Le numerose bande spettrali dei satelliti Sentinel-2 consentono l'identificazione accurata delle classi di copertura del suolo, in particolare per la vegetazione; infatti, le bande dell'infrarosso (Red Edge) sono molto utili per la derivazione di indici vegetazionali e la valutazione delle colture (Clevers and Gitelson, 2013).

Le immagini di Sentinel-2 sono fruibili gratuitamente nell'ambito del programma Copernicus, e sono quindi molto adatte per il monitoraggio multitemporale delle caratteristiche fisiche del paesaggio (Escolà, et al., 2017).

2 Evoluzione del monitoraggio del consumo di suolo

Questo capitolo descrive l'evoluzione delle metodologie di monitoraggio del consumo di suolo tramite la classificazione di immagini telerilevate. Dall'analisi della letteratura sono descritte le principali differenze tra le metodologie, gli algoritmi di classificazione esistenti, ed i vantaggi e limiti di queste tecniche. Nell'ambito della presente ricerca, questo capitolo intende motivare la scelta di sviluppare una metodologia innovativa di classificazione semi-automatica tramite firme spettrali.

2.1 Dalla fotointerpretazione alla classificazione semi-automatica tramite firme spettrali

“La teoria a supporto delle caratteristiche spaziali e spettrali delle immagini e la loro influenza sull'accuratezza della classificazione della copertura del suolo è abbastanza ben consolidata, e vari algoritmi di classificazione sono stati ampiamente testati in ambienti urbani” (Momeni, Aplin, Boyd, 2016, pag. 3).

Da vari decenni il telerilevamento è utilizzato per la produzione di cartografia di uso e copertura del suolo; i miglioramenti scientifici e tecnici hanno reso i dati telerilevati sempre più utili e adatti al monitoraggio del paesaggio ed in particolare del consumo di suolo (Fan, Wen, Wang, 2007; Brook & Davila, 2000).

La classificazione di immagini telerilevate, cioè la derivazione di cartografia tematica, è stata oggetto di numerosi studi che hanno sviluppato varie metodologie di classificazione, con l'obiettivo di sfruttare al meglio le caratteristiche delle immagini e le capacità computazionali. In particolare, sono state sviluppate svariate metodologie di classificazione che dipendono dalle risoluzioni spaziali e spettrali delle immagini telerilevate, e producono quindi differenti risultati in termini di classi e accuratezza (Richards & Jia, 2006).

Le varie metodologie di classificazione possono essere distinte in base al tipo di processo di elaborazione dei dati ed il modo in cui vengono utilizzate le immagini telerilevate. In particolare, le metodologie di classificazione si suddividono in:

- Fotointerpretazione;
- Classificazione automatica (non supervisionata);
- Classificazione semi-automatica (supervisionata);
- Classificazione ad oggetti;
- Classificazione con reti neurali.

La fotointerpretazione è una delle prime tecniche utilizzate per l'analisi delle immagini telerilevate, e consiste nella ispezione visiva delle immagini telerilevate; questo metodo di classificazione è effettuato direttamente da un operatore che, visionando l'immagine in ambiente GIS, individua e classifica le classi di copertura del suolo tramite la digitalizzazione.

La classificazione automatica (o non supervisionata) è una metodologia basata sulle caratteristiche spettrali dei singoli pixel spesso usando i metodi di raggruppamento (cluster) dove le classi spettrali sono assegnate senza la conoscenza a priori sulla

definizione delle classi, che quindi vengono definite solo dopo la classificazione (Richards & Jia, 2006).

La metodologia semi-automatica (anche detta supervisionata) si basa anch'essa sulle proprietà spettrali dei pixel, ma richiede la conoscenza a priori delle classi di copertura del suolo (Richards & Jia, 2006). In questo tipo di classificazioni, un operatore identifica alcune aree rappresentative delle classi di copertura del suolo, che vengono utilizzate come informazioni di input dall'algoritmo di classificazione.

La crescente disponibilità di immagini ad altissima risoluzione (cioè dimensioni del pixel inferiori al metro), ha portato allo sviluppo di metodologie di analisi dell'immagine basata sulla geometria delle classi di copertura (classificazione ad oggetti), cioè che permettono la segmentazione delle immagini (Blaschke et al., 2014).

La classificazione con reti neurali si sta sviluppando negli ultimi anni come approccio basato sull'integrazione di numerose variabili e metodi statistici al fine di ottenere una classificazione che sia basata su un approccio di auto apprendimento (Langella, 2016).

Le firme spettrali

Lo spettro elettromagnetico è un sistema che classifica l'energia in regioni in base alla lunghezza d'onda (o la frequenza); le regioni con lunghezza d'onda più corta sono i raggi cosmici mentre le regioni che hanno lunghezza d'onda più lunga sono le onde radio. La luce visibile all'occhio umano è solo una piccola parte dello spettro elettromagnetico. Nell'ambito del telerilevamento vengono utilizzate principalmente lunghezze d'onda dal visibile (0,4 μm) all'infrarosso (12 μm) e nel range delle microonde (30-

300 nm), al fine di monitorare la copertura del suolo (Richards & Jia, 2006).

In particolare, i sensori satellitari misurano la radianza, definita come il flusso di energia per unità di angolo solido, proveniente da una superficie unitaria in una certa direzione (NASA, 2013). La misura della riflettanza è invece il rapporto tra la quantità di energia riflessa rispetto alla totale energia incidente su una certa superficie (NASA, 2013).

La riflettanza è una misura molto importante nell'ambito del monitoraggio della copertura del suolo perché è una caratteristica fisica che dipende dai materiali e quindi può essere utilizzata per distinguerli. In particolare, la variazione della riflettanza in base alla lunghezza d'onda viene definita firma spettrale; tale nome deriva dall'utilità di utilizzare queste informazioni per identificare i materiali, in modo analogo ad una firma (Figura 4).

Molte tecniche di classificazione, tra cui quella automatica e semi-automatica, utilizzano le firme spettrali come base fondamentale per monitorare la copertura del suolo tramite immagini telerilevate.

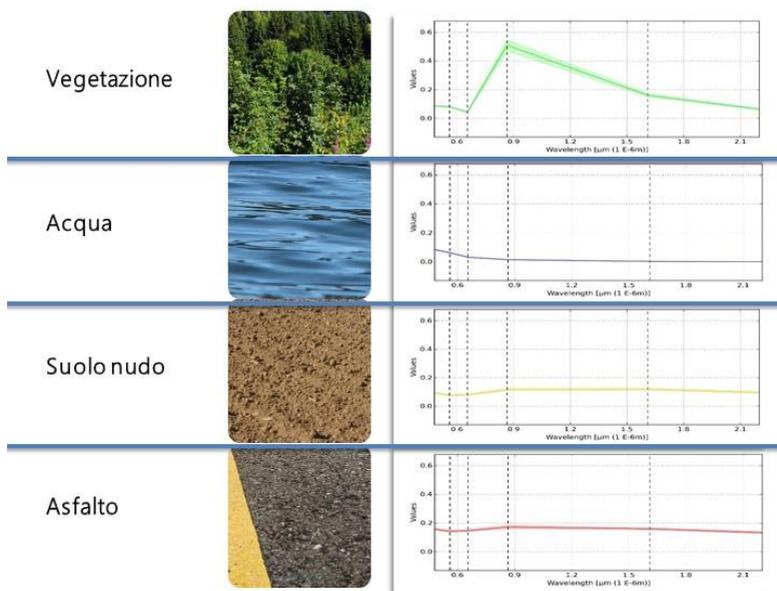


Figura 4: esempio di firme spettrali ottenute da immagini satellitari

Vantaggi e limiti delle tecniche di classificazione

La scelta della metodologia di classificazione dipende dagli obiettivi della classificazione, dalla scala e dal livello di accuratezza che si intende raggiungere; inoltre, è necessario considerare le risorse in termini economici, di tempo e di calcolo.

Tra i vari metodi di classificazione, la fotointerpretazione permette di raggiungere elevati livelli di accuratezza; infatti questo metodo è stato utilizzato da ISPRA per realizzare la rete di monitoraggio di consumo del suolo in Italia (ISPRA, 2013), ed è il metodo utilizzato dall'Agenzia Europea dell'Ambiente per la realizzazione

della classificazione CORINE Land Cover (Agenzia Europea dell'Ambiente, 2017).

Il metodo di classificazione automatica ha il vantaggio di essere relativamente rapido da eseguire, poiché non richiede operazioni manuali ed il processo di classificazione è eseguito dall'algoritmo; tuttavia la definizione a posteriori delle classi può essere difficoltosa ed il risultato potrebbe non includere le classi di copertura desiderate (Richards & Jia, 2006).

Le metodologie di classificazione ad oggetti sono particolarmente utili per la classificazione della copertura del suolo, tuttavia sono necessarie immagini ad altissima risoluzione per ottenere buoni risultati (Myint et al., 2011). Coerentemente con gli obiettivi di questa ricerca, le immagini che si intendono utilizzare devono essere gratuite e distribuite liberamente. Attualmente le immagini ad altissima risoluzione sono distribuite solo commercialmente (anche se alcuni servizi internet ne permettono la visualizzazione gratuita), quindi il loro utilizzo non è compatibile con l'obiettivo di apertura e accessibilità di questa ricerca.

Le metodologie basate su reti neurali hanno ottime potenzialità per il riconoscimento delle classi di copertura del suolo, tuttavia richiedono una notevole potenza di calcolo e richiedono modelli generalmente complessi (Langella, 2016). Quindi, l'implementazione delle reti neurali non è intuitiva e semplice come altri metodi di classificazione semi-automatica.

Considerando l'obiettivo di questa ricerca di produrre una metodologia che sia aperta e accessibile a chiunque, le tecniche di classificazione semi-automatica risultano le più adatte in quanto: permettono di monitorare ampie aree in maniera rapida, non richiedono una potenza di calcolo particolare, e soprattutto

permettono di individuare in maniera intuitiva le classi di copertura del suolo tramite fotointerpretazione.

2.2 Valutazione dell'accuratezza di una classificazione

“Se l'informazione derivata da dati telerilevati deve essere utilizzata in qualche processo decisionale (es. analisi GIS), allora è fondamentale che siano note alcune misure della sua qualità” (Congalton & Green, 2009, pag. 2).

L'analisi dell'accuratezza permette di misurare gli errori di classificazione e quindi confrontare la coerenza tra la classificazione e la realtà.

In generale, l'accuratezza della classificazione viene calcolata con una matrice di accuratezza (definita anche matrice di confusione), cioè una tabella che confronta le informazioni sulla mappa con i dati di riferimento (cioè che rappresentino la verità al suolo) per un numero di unità campione (Congalton & Green, 2009).

La struttura della matrice di accuratezza ha nelle colonne le classi della verità al suolo (cioè i dati di riferimento), mentre nelle righe sono riportate le classi tematiche (cioè i dati della classificazione), quindi nei vari elementi sono inseriti il numero delle occorrenze (Tabella 5). I campioni classificati correttamente si trovano nella diagonale principale della matrice, mentre gli errori si trovano negli altri elementi della matrice (Richards & Jia, 2006).

La selezione delle unità di campionamento deve essere casuale e, a seconda della risoluzione spaziale della classificazione, le unità di campionamento possono essere un singolo pixel, un insieme (*cluster*) di pixel, o un poligono (Congalton & Green, 2009). I dati

di riferimento sono prodotti dall'indagine sul campo, o dall'interpretazione fotografica di immagini aventi una maggiore risoluzione spaziale rispetto alla classificazione.

Tabella 5: schema esemplificativo di una matrice di accuratezza

	Verità 1	Verità 2	...	Verità k	Totale
Classe 1	a_{11}	a_{12}	...	a_{1k}	a_{1+}
Classe 2	a_{21}	a_{22}	...	a_{2k}	a_{2+}
...
Classe k	a_{k1}	a_{k2}	...	a_{kk}	a_{k+}
Totale	a_{+1}	a_{+2}	...	a_{+k}	n

Nella Tabella 5 viene mostrato un esempio di matrice di accuratezza in cui k è il numero di classi identificate nella mappa e n è il numero totale di unità campione raccolte. Per ogni riga i un certo numero di campioni (cioè a_{i+}) è classificato nella classe i corrispondente; quindi per ogni riga può essere calcolata la somma come (Congalton & Green, 2009):

$$a_{i+} = \sum_{j=1}^k a_{ij}$$

Allo stesso modo, per ogni colonna j , un numero di campioni (cioè a_{+j}) è classificato nella corrispondente classe j , quindi ogni per colonna può essere calcolata la somma come:

$$a_{+j} = \sum_{i=1}^k a_{ij}$$

Dalla matrice di accuratezza possono essere calcolati vari indici utili a calcolare l'accuratezza della classificazione e delle classi.

L'accuratezza globale di una classificazione è definita come il rapporto tra il numero di campioni classificati correttamente (che si trovano nella diagonale principale) e il numero totale di unità campione (Congalton & Green, 2009):

$$\text{accuratezza globale} = \frac{\sum_{i=1}^k a_{ii}}{n}$$

Generalmente, una classificazione è considerata di buona qualità se l'accuratezza globale è superiore o uguale all'85% (Agenzia europea dell'ambiente, 2012).

Il numero di unità campione che non sono nella diagonale principale sono errori di classificazione. Possono essere distinti in errori di omissione ed errori di commissione. Gli errori di omissione si riferiscono alle colonne e sono il numero di unità campione appartenenti alla classe j non riconosciuta nella classificazione. Gli errori di commissione si riferiscono alle righe, e sono il numero di unità campione classificate erroneamente nella classe i , ma che appartengono ad altre classi nei dati di riferimento (Richards & Jia, 2006). Quindi gli errori di omissione e commissione sono tra loro correlati, in quanto ad ogni errore di omissione di una certa classe corrisponde un errore di commissione relativo ad un'altra classe di copertura (Congalton & Green, 2009).

Pertanto, oltre all'accuratezza globale, possono essere calcolate altre statistiche allo scopo di evidenziare l'accuratezza di ciascuna classe, come ad esempio l'accuratezza dell'*utilizzatore* e l'accuratezza del *produttore*.

L'accuratezza dell'*utilizzatore* valuta il numero di campioni correttamente identificati nella classe i , diviso il numero totale di campioni classificati nella stessa classe i (Congalton & Green, 2009):

$$\text{accuratezza dell'utilizzatore per la classe } i = \frac{a_{ii}}{a_{i+}}$$

L'accuratezza dell'*utilizzatore* è collegata agli errori di commissione dalla seguente relazione:

$$\text{accuratezza dell'utilizzatore} = 1 - \text{errore di commissione}$$

L'accuratezza del *produttore* è calcolata come il numero di campioni correttamente identificati per la classe j , diviso il numero totale di campioni appartenenti alla stessa classe j di riferimento (Congalton & Green, 2009):

$$\text{accuratezza del produttore per la classe } j = \frac{a_{jj}}{a_{+j}}$$

L'accuratezza del *produttore* è collegata agli errori di omissione dalla seguente relazione:

$$\text{accuratezza del produttore} = 1 - \text{errore di omissione}$$

Un'altra statistica che può essere calcolata per valutare la precisione di una classificazione è l'analisi Kappa (K_{hat}), che è una tecnica multivariata discreta per il confronto di diverse matrici di accuratezza (Congalton & Green, 2009).

K_{hat} può essere espressa dall'accuratezza globale (p_o) e dalla "probabilità di accordo" (p_c). La "probabilità di accordo" è calcolata come (Congalton & Green, 2009)

$$p_c = \sum_{i=1}^k p_{i+} p_{+i}$$

Dove le equazioni di p_{i+} e p_{+j} per la riga i e la colonna j sono espresse da:

$$p_{i+} = \sum_{j=1}^k p_{ij}$$

$$p_{+j} = \sum_{i=1}^k p_{ij}$$

E p_{ij} è la proporzione di campioni dell'elemento ij della matrice di accuratezza, calcolata come:

$$p_{ij} = \frac{a_{ij}}{n}$$

Quindi, K_{hat} è calcolato come (Congalton & Green, 2009):

$$K_{hat} = \frac{p_o - p_c}{1 - p_c} = \frac{n \sum_{i=1}^k a_{ii} - \sum_{i=1}^k a_{i+} a_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^k a_{i+} a_{+i}}$$

K_{hat} può avere valori compresi tra 0 e 1, dove 0 indica il totale errore, mentre 1 la totale accuratezza.

Inoltre, è possibile calcolare il valore K_{hat} per la specifica classe i (Congalton & Green, 2009):

$$K_{hat\ i} = \frac{na_{ii} - a_{i+} a_{+i}}{na_{i+} - a_{i+} a_{+i}}$$

L'accuratezza di una classificazione è considerata modesta se K_{hat} è compreso tra 0,4 e 0,8, mentre è considerata molto buona se K_{hat} è superiore a 0,9 (Congalton & Green, 2009).

L'accuratezza della classificazione del suolo consumato

In generale il suolo consumato è una piccola frazione del territorio, solitamente inferiore al 10% della superficie totale. Quindi, la stima dell'accuratezza richiede un elevato numero di campioni al fine di garantire una stima rappresentativa dell'errore. Per limitare il numero di campioni necessari alla stima, è possibile stratificare i campioni sulla base di criteri che circoscrivano le zone in cui sono più probabili errori. Tale metodo è stato utilizzato per la verifica degli strati ad alta risoluzione Copernicus (High Resolution Layers) per verificare separatamente gli errori di omissione e commissione (Agenzia Europea dell'Ambiente, 2012). Al fine di determinare il numero di punti necessario per fornire una stima rappresentativa dell'accuratezza è possibile calcolare la deviazione standard per gli errori utilizzando una distribuzione binomiale come modello statistico (Maucha, 2012):

$$\sigma = \sqrt{n \cdot p \cdot (1 - p)}$$

Dove:

- σ è la deviazione standard;
- n è il numero di punti;
- p è la probabilità dell'errore.

Quindi l'incertezza (u) sulla stima riferita al numero di campioni è data da (Maucha, 2012):

$$u = \pm \frac{\sigma}{n} = \pm \frac{\sqrt{n \cdot p \cdot (1 - p)}}{n}$$

L'incertezza può quindi essere calcolata al variare del numero di punti e della probabilità di errore (*Tabella 6*), considerando che

l'incertezza massima si ha sempre con la probabilità dell'errore del 50%. Tale calcolo si riferisce ad un intervallo di confidenza di $\pm 1\sigma$, a cui corrisponde un livello di significatività pari a 68,3%.

Tabella 6: calcolo dell'incertezza dell'errore al variare del numero di punti utilizzato e della probabilità di errore

Numero di punti	Probabilità di errore	Incertezza
100	1%	0,99%
100	10%	3,00%
100	25%	4,33%
100	50%	5,00%
250	1%	0,63%
250	10%	1,90%
250	25%	2,74%
250	50%	3,16%
500	1%	0,44%
500	10%	1,34%
500	25%	1,94%
500	50%	2,24%

Si può quindi considerare ragionevole l'utilizzo di 250 punti, in modo da ottenere un'incertezza massima sulla stima degli errori di $\pm 3,16\%$ (Agenzia Europea dell'Ambiente, 2012).

Inoltre, nel caso di classi come il suolo consumato che rappresentano una piccola parte del territorio, è necessario elaborare due campioni di punti separati per la stima degli errori di omissione e di commissione.

L'errore commissione (EC) è valutabile selezionando i campioni stratificati all'interno della classe "Suolo consumato", tramite il seguente calcolo:

$$EC = \frac{Punti\ errati}{Totale\ punti}$$

E la relativa incertezza:

$$Incertezza\ EC = \pm \frac{\sqrt{Totale\ punti \cdot EC \cdot (1 - EC)}}{Totale\ punti}$$

Per quanto riguarda l'errore di omissione, il campione di punti è stratificato escludendo la classe "Suolo consumato", in modo da valutare dapprima l'errore di commissione della classe "Suolo non consumato" (ENC):

$$ENC = \frac{Punti\ errati}{Totale\ punti}$$

A cui corrisponde un'incertezza:

$$Incertezza\ ENC = \pm \frac{\sqrt{Totale\ punti \cdot ENC \cdot (1 - ENC)}}{Totale\ punti}$$

È quindi possibile calcolare l'area stimata di omissione del "Suolo consumato", nota la superficie dello strato utilizzato per la stratificazione (Area strato):

$$Area\ omissione = ENC \cdot Area\ strato$$

Nota la superficie classificata come suolo consumato (Area classe suolo consumato), è possibile stimare l'errore di omissione (EO) come:

$$EO = \frac{Area\ omissione}{Area\ classe\ suolo\ consumato}$$

A cui corrisponde un'incertezza calcolabile come:

$$Incertezza\ EO = Incertezza\ ENC \cdot \frac{Area\ strato}{Area\ classe\ suolo\ consumato}$$

Per la stratificazione è possibile utilizzare dati ancillari, come ad esempio il CORINE Land Cover, nelle classi relative alle superfici artificiali (Agenzia Europea dell'Ambiente, 2012).

2.3 Tecniche di classificazione semi-automatica

“Una classificazione semi-automatica è la procedura più spesso utilizzata per l'analisi quantitativa di immagini telerilevate. Si basa sull'uso di algoritmi adatti a classificare pixel nell'immagine che siano rappresentativi di particolari tipi di copertura del suolo, o classi” (Richards & Jia, 2006, pag. 193).

Queste tecniche di classificazione permettono l'identificazione dei materiali in un'immagine, in base alle loro firme spettrali (Figura 5).

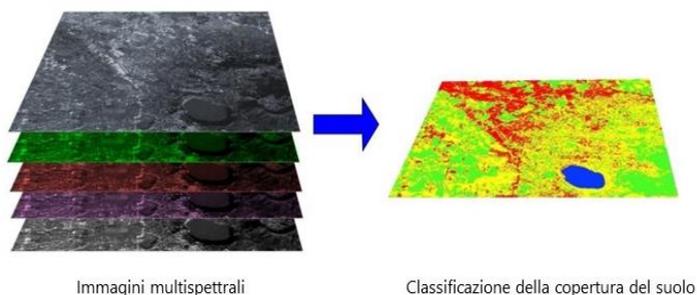


Figura 5: illustrazione schematica di classificazione semi-automatica di immagini multispettrali

La capacità di un algoritmo di distinguere le classi di copertura del suolo dipende ovviamente dai dati di input, che in base alla risoluzione determinano la capacità di distinguere le firme spettrali, ed i limiti nel riconoscimento dei materiali.

Sono stati sviluppati vari algoritmi di classificazione semi-automatica negli ultimi decenni, con l'intento di sfruttare al meglio le caratteristiche delle immagini telerilevate (Richards & Jia, 2006). In generale, le tecniche di classificazione semi-automatica (si veda Figura 6) possono essere suddivise nelle seguenti fasi:

- Definizione di un sistema di classi di copertura del suolo;
- Allenamento dell'algoritmo;
- Classificazione;
- Rifinitura della classificazione;
- Valutazione dell'accuratezza.

Le firme spettrali delle classi di copertura terrestre di riferimento sono calcolate considerando i valori dei pixel sotto ogni area di allenamento (training area). Pertanto, l'algoritmo di classificazione classifica l'intera immagine confrontando le caratteristiche spettrali di ciascun pixel con le caratteristiche spettrali delle classi di riferimento. Tra i principali algoritmi di classificazione semi-automatica vi sono:

- Minima Distanza;
- Massima Verosimiglianza;
- Angolo Spettrale;
- Algoritmo del Parallelepipedo.

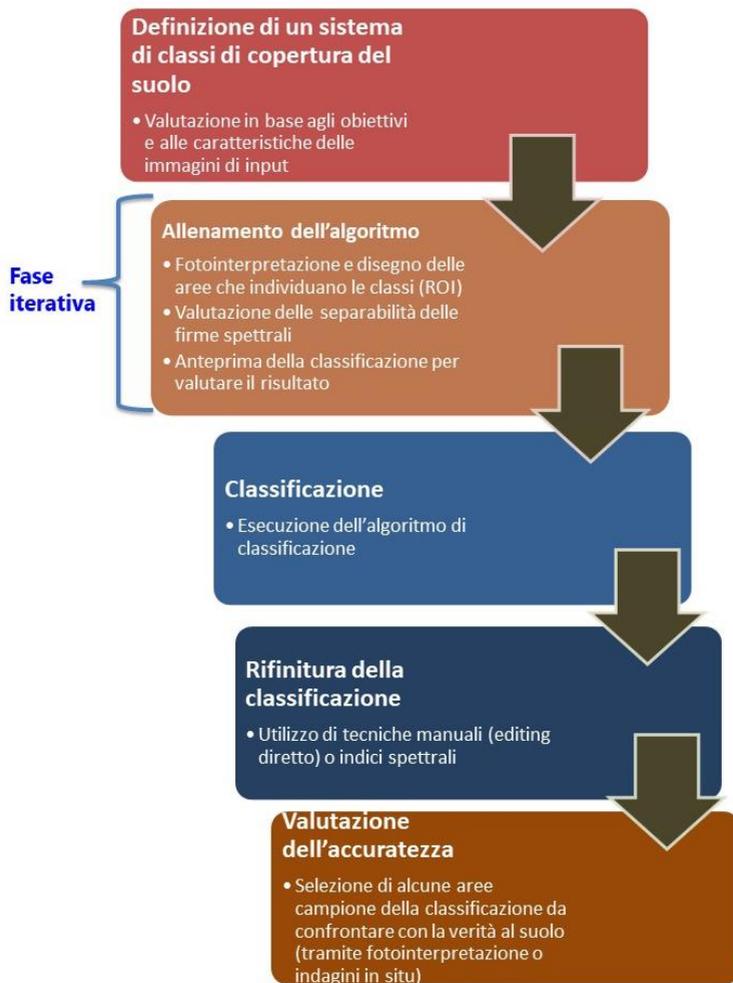


Figura 6: schema delle fasi di una classificazione semi-automatica

L'algoritmo della Minima Distanza calcola la distanza euclidea tra le firme spettrali dei pixel e quelle di riferimento per le varie classi (Chang, 2003; Richards & Jia, 2006). L'algoritmo della Massima Verosimiglianza calcola le distribuzioni di probabilità (assunte sotto forma di modelli normali multivariati) per le varie classi, connessa con il teorema di Bayes (Richards & Jia, 2006; Strahler, 1980). L'algoritmo dell'Angolo Spettrale calcola l'angolo (nelle dimensioni pari al numero di bande spettrali) tra le firme spettrali dei pixel dell'immagine e le firme spettrali delle classi definite a priori (Kruse et al., 1993; Fiumi et al., 2014). Di seguito sono descritti in dettaglio questi principali algoritmi.

Algoritmo della Minima Distanza

L'algoritmo della Minima Distanza calcola la distanza euclidea tra due firme spettrali in base alla seguente formula:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

dove:

- x_i = firma spettrale di un pixel dell'immagine;
- y_i = firma spettrale di un'area di allenamento rappresentate una classe di copertura;
- n = numero delle bande spettrali dell'immagine.

Quindi, la distanza viene calcolata per ogni pixel dell'immagine, assegnando la classe della firma spettrale più vicina, in base alla seguente funzione discriminante (adattata da Richards & Jia, 2006):

$$x \in C_k \Leftrightarrow d(x, y_k) < d(x, y_j) \forall k \neq j$$

dove:

- C_k = classe di copertura del suolo k ;
- y_k = firma spettrale della classe k ;
- y_j = firma spettrale della classe j .

Inoltre, è possibile definire un valore soglia T_i per includere nella classificazione solo i pixel la cui distanza spettrale sia inferiore a tale soglia, verificando le seguenti condizioni:

$$x \in C_k \Leftrightarrow d(x, y_k) < d(x, y_j) \forall k \neq j \\ d(x, y_k) < T_i$$

Tramite l'uso di un valore soglia si cerca di limitare la classificazione ai pixel con firma spettrale molto simile alle aree di allenamento, lasciando non classificati i pixel che superano tale soglia. In questo modo si può aumentare l'accuratezza di una classe, eventualmente rimandando la classificazione dei pixel esclusi ad ulteriori elaborazioni.

Algoritmo della Massima Verosimiglianza

L'algoritmo di Massima Verosimiglianza calcola per le varie classi le distribuzioni di probabilità (Figura 7), assumendo che siano della forma di modelli normali multivariati (Richards & Jia, 2006). Per poter utilizzare questo algoritmo, è necessario un numero sufficiente di pixel per ogni area di allenamento che consenta il calcolo della matrice di covarianza.

La funzione discriminante viene calcolata come (Richards & Jia, 2006):

$$g_k(x) = \ln p(C_k) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_k| - \frac{1}{2} (x - y_k)^t \Sigma_k^{-1} (x - y_k)$$

dove:

- C_k = classe di copertura del suolo k ;

- x = firma spettrale di un pixel;
- $p(C_k)$ = probabilità che un pixel appartenga alla classe C_k ;
- $|\Sigma_k|$ = determinante della matrice di covarianza dei dati nella classe C_k ;
- Σ_k^{-1} = inversa della matrice di covarianza;
- y_k = firma spettrale della classe k .

Quindi:

$$x \in C_k \Leftrightarrow g_k(x) > g_j(x) \forall k \neq j$$

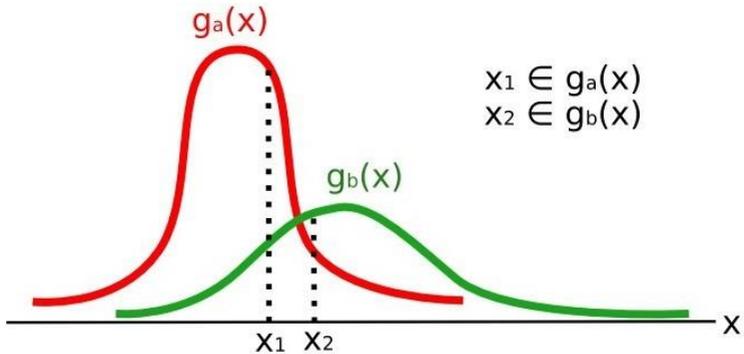


Figura 7: esempio di funzione discriminante della Massima Verosimiglianza

Inoltre, è possibile definire un valore soglia che include nella classificazione i valori di probabilità superiori a tale soglia, in base alle seguenti condizioni:

$$x \in C_k \Leftrightarrow g_k(x) > g_j(x) \forall k \neq j$$

$$g_k(x) > T_i$$

In questo caso l'uso di un valore soglia permette di escludere dalla classificazione i pixel la cui probabilità di appartenere ad una classe sia troppo bassa, con l'obiettivo di aumentare l'accuratezza della classe.

Algoritmo dell'Angolo Spettrale

L'algoritmo Angolo Spettrale calcola l'angolo tra i vettori costituiti dai valori delle firme spettrali (Figura 8) in base alla seguente formula (Kruse et al., 1993):

$$\theta(x) = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{\frac{1}{2}} \times \left(\sum_{i=1}^n y_i^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \right)$$

dove:

- x_i = firma spettrale di un pixel;
- y_i = firma spettrale di un'area di allenamento;
- n = numero di bande nell'immagine.

Quindi un pixel è attribuito ad una classe C_k se l'angolo spettrale è il più piccolo rispetto alle altre classi, cioè:

$$x \in C_k \Leftrightarrow \theta(x, y_k) < \theta(x, y_j) \quad \forall k \neq j$$

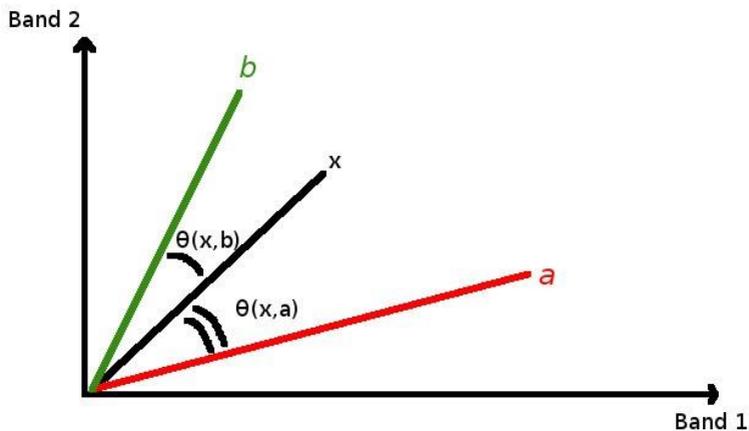


Figura 8: esempio di funzione discriminante dell'Angolo Spettrale

Per migliorare l'accuratezza di una singola classe, è possibile definire un valore soglia T_i per includere nella classificazione i pixel con un angolo spettrale inferiore a tale soglia, definendo quindi le seguenti condizioni:

$$x \in C_k \Leftrightarrow \theta(x, y_k) < \theta(x, y_j) \forall k \neq j$$

$$\theta(x, y_k) < T_i$$

Algoritmo del Parallelepipedo

Nell'algoritmo del Parallelepipedo viene considerato un intervallo di valori per ogni banda spettrale; nello spazio in cui n sono le dimensioni pari al numero di bande spettrali, si identifica quindi per ogni classe un parallelepipedo che definisce una classe di copertura del suolo. Un pixel viene classificato se i valori delle varie bande spettrali sono compresi all'interno di un

parallelepipedo che definisce la classe C_k , cioè se rispetta la seguente condizione:

$$x \in C_k \Leftrightarrow Kmin_i < x_i < Kmax_i \forall i$$

dove:

- x_i = firma spettrale di un pixel;
- $Kmin_i$ = valore minimo spettrale di un'area di allenamento;
- $Kmax_i$ = valore massimo spettrale di un'area di allenamento;
- i = banda dell'immagine.

Solitamente i valori dell'intervallo che definisce il parallelepipedo sono definiti da parametri statistici come la deviazione standard ricavata dalle aree di allenamento.

Uno dei principali svantaggi di questo metodo è l'impossibilità di classificare pixel le cui firme spettrali si trovano nell'area sovrapposta di due o più parallelepipedi (Richards and Jia, 2006).

Indici spettrali per il miglioramento delle classificazioni

Oltre agli algoritmi di classificazione semi-automatica, sono stati sviluppati vari indici spettrali che permettono di identificare alcune tipologie di copertura del suolo.

Gli indici spettrali sono calcoli tra bande spettrali che permettono di derivare valori numerici che possono essere correlati con alcune proprietà dei materiali e della vegetazione al suolo (Song, et al., 2001).

Questi indici possono essere usati in maniera congiunta con gli algoritmi di classificazione semi-automatica per rifinire il processo

di classificazione o semplificare l'identificazione di alcune classi di copertura.

Uno degli indici più utilizzati è il *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) che è una combinazione delle bande alla lunghezza d'onda del Rosso (R) e Infrarosso Vicino (IR), secondo la formula seguente (Walthall, et al., 2004):

$$NDVI = \frac{(IR - R)}{(IR + R)}$$

I valori dell'indice NDVI variano tra -1 e 1 in base allo stato della vegetazione, in particolare valori elevati di NDVI indicano uno stato vegetazionale particolarmente rigoglioso e abbondante, mentre valori prossimi a zero o negativi indicano scarsa salute della vegetazione o assenza di copertura vegetale (Huang, Wang, Budd, 2009).

Tra i vari indici più utilizzati in letteratura, l'indice *Enhanced Vegetation Index* (EVI), considera oltre alle bande del Rosso (R) e Infrarosso Vicino (IR), anche la lunghezza d'onda del Blu (B) secondo la seguente formula (Soudani et al., 2006):

$$EVI = G \frac{(IR - R)}{(IR + C_1 R - C_2 B + L)}$$

Dove G, C₁, C₂, e L sono coefficienti correttivi degli effetti atmosferici di assorbimento e diffusione dell'energia elettromagnetica. Solitamente questi coefficienti sono stabiliti in letteratura come (Soudani, et al., 2006):

- G = 2,5 ;
- C₁ = 6 ;
- C₂ = 7,5 ;
- L = 1 .

Questi indici spettrali possono quindi essere utili nel migliorare in modo automatico i risultati di una classificazione semi-automatica.

3 Materiali e metodi

Questo capitolo descrive la metodologia di classificazione semi-automatica sviluppata in questa ricerca con l'obiettivo di fornire uno strumento aperto e accessibile per il monitoraggio delle caratteristiche fisiche del paesaggio.

La metodologia prevede varie fasi tra cui il preprocessamento delle immagini satellitari, la classificazione semi-automatica basata sull'uso di firme spettrali, l'analisi dell'accuratezza delle classificazioni ottenute (Figura 9). In particolare, l'approccio della ricerca ha mirato a sviluppare un flusso di lavoro che semplifichi e automatizzi la maggior parte del lavoro di preprocessamento delle immagini (come ad esempio la conversione in riflettanza e la correzione atmosferica), in modo da consentire a chiunque il monitoraggio delle caratteristiche fisiche del paesaggio. In particolare, è stato sviluppato un algoritmo di classificazione innovativo che rende più intuitiva e diretta la definizione delle classi di copertura del suolo e delle rispettive firme spettrali.

Oltre alla metodologia, è stato sviluppato un programma open source (*Semi-Automatic Classification Plugin*) che permette l'applicazione della metodologia in modo semplice e economico.



Figura 9: schema della metodologia di classificazione sviluppata in questa ricerca

3.1 Definizione delle classi e macroclassi

La complessità e varietà dei materiali al suolo aumenta la variabilità delle firme spettrali anche di materiali appartengono alla stessa tipologia di copertura (Helmer & Ruefenacht, 2007; Fan & Deng, 2014).

È fondamentale definire un sistema di classificazione che sia adatto alle finalità del monitoraggio (in questo caso il consumo di suolo), consentendo quindi di considerare la variabilità spettrale dei materiali.

Per conciliare la variabilità spettrale con un sistema di classificazione che sia di facile interpretazione, in questa ricerca si introduce il concetto di macroclasse.

La macroclasse è definita come un livello gerarchico superiore alle classi, al fine di associare materiali spettralmente diversi ma che per le finalità dell'analisi rientrano nella stessa categoria di copertura. Ogni classe di copertura (che quindi è da intendersi come materiale al suolo) è associato ad un'unica macroclasse, che quindi descrive la classe di copertura. Ogni macroclasse è quindi identificata da un codice univoco, mentre ad ogni classe corrisponde una firma spettrale.

Nell'ambito di questa ricerca quindi la macroclasse principale è il "Consumo di suolo", e le classi sono costituite dai vari materiali che impermeabilizzano il suolo (es. asfalto, cemento, plastiche, ecc.) che hanno quindi firme spettrali differenti (Figura 10).

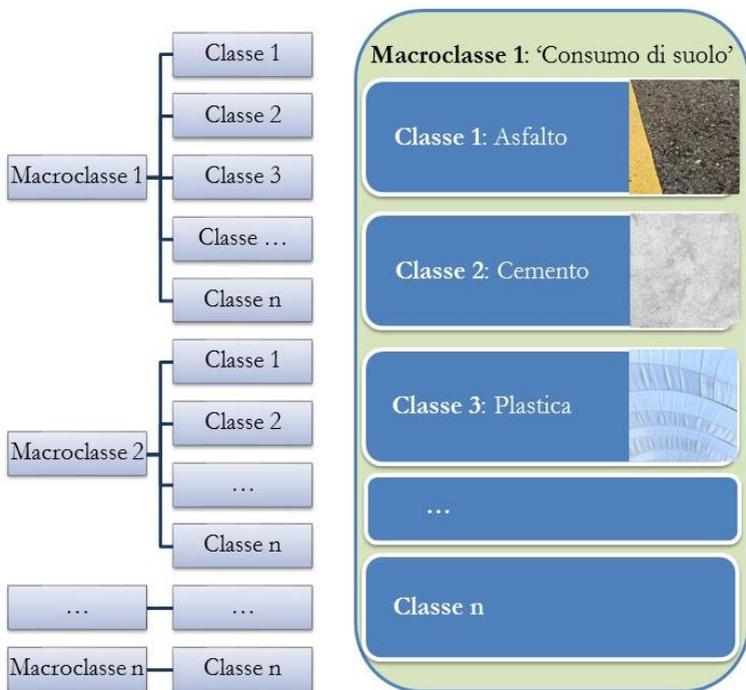


Figura 10: schema concettuale della gerarchia tra macroclassi e classi, e particolare esempio della macroclasse "Consumo di suolo"

In questo lavoro, l'obiettivo principale è il monitoraggio del consumo di suolo. Tuttavia, vengono considerate anche altre macroclassi principali di copertura del suolo come descritto in Tabella 7. Questo al fine di mostrare la versatilità della metodologia sviluppata anche per il monitoraggio di altre caratteristiche del paesaggio.

Tabella 7: sistema di classificazione utilizzato in questa ricerca

Codice Macroclasse	Descrizione
1	Suolo consumato
2	Vegetazione
3	Suolo nudo
4	Corpi idrici

Questo sistema di classificazione applicato ad un monitoraggio di tipo annuale deve considerare le variazioni fenologiche della vegetazione che avvengono durante un anno solare, oltre che alle variazioni antropiche. In particolare, la classe "Vegetazione" intende includere tutte le aree che per la maggior parte dell'anno sono state coperte da vegetazione (quindi sia aree naturali, sia aree agricole). La classe "Suolo nudo" è definita come la superficie di suolo che per la maggior parte dell'anno non è coperta da vegetazione (anche in questo caso includendo suoli naturali e zone agricole non vegetate). La classe "Corpi idrici" include i corpi idrici superficiali.

3.2 Acquisizione e preprocessamento delle immagini satellitari

Per questa ricerca sono state utilizzate immagini Sentinel-2 che garantiscono la migliore risoluzione spaziale e spettrale tra le immagini gratuitamente disponibili (come descritto nel paragrafo 1.4).

I dati Sentinel-2 sono distribuiti gratuitamente tramite il sito Copernicus Open Access Hub (<https://scihub.copernicus.eu>) che permette la ricerca e lo scaricamento delle immagini previa

iscrizione. Inoltre, lo stesso servizio mette a disposizione delle specifiche API (*Application Programming Interface*), cioè applicazioni programmabili che consentono la ricerca e lo scaricamento delle immagini tramite un linguaggio di programmazione. Ciò garantisce quindi un'ampia accessibilità ai dati permettendo anche l'analisi multitemporale di centinaia di immagini disponibili per la stessa area.

Il preprocessamento è la fase iniziale di elaborazione delle immagini telerilevate utile per effettuare la correzione del disturbo atmosferico e rendere i dati idonei alla classificazione (Lu, et al., 2002; Zhu, 2017). La fase di preprocessamento consiste nella correzione del disturbo atmosferico dovuto a fenomeni di interazione tra le onde elettromagnetiche e le particelle che compongono l'atmosfera (Richards & Jia, 2006). Il risultato di questa operazione consiste nella stima della riflettanza al suolo, cioè del valore di riflettanza che si avrebbe se si misurasse a terra questo parametro fisico caratteristico dei materiali.

Tra le varie metodologie di correzione atmosferica, una delle più utili e semplici è la cosiddetta *Dark Object Subtraction 1* (DOS1), cioè un tipo di correzione atmosferica basato sull'immagine stessa, senza la necessità di ulteriori dati atmosferici (Lu, et al., 2002). In questa ricerca si utilizza quindi il metodo di correzione DOS1 poiché adatto agli obiettivi di automazione del processo di classificazione.

Il metodo DOS1 si fonda sull'assunto che nell'immagine stessa vi siano alcuni pixel in completa ombra per cui la radianza ricevuta al satellite sia dovuta a fenomeni di dispersione atmosferica (*scattering*) in particolare nelle bande del visibile blu e verde (Chavez, 1996). Inoltre, si assume che una minima percentuale di radianza (1%) sia comunque dovuta al materiale.

Più nello specifico, la riflettanza misurata al satellite (ρ_p) può essere calcolata come (NASA, 2013):

$$\rho_p = \frac{\pi \cdot L_\lambda \cdot d^2}{ESUN_\lambda \cdot \cos \theta_s}$$

Dove:

- L_λ = radianza spettrale misurata al sensore [$W / (m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$];
- d = distanza Terra-Sole in unità astronomiche;
- $ESUN_\lambda$ = irradianza solare extra-atmosferica media [$W/(m^2 \cdot \mu m)$];
- θ_s = angolo zenit del Sole espresso in gradi.

I valori di irradianza solare extra-atmosferica media per le immagini Sentinel-2 sono forniti nel metadato delle immagini stesse (Tabella 8).

Al fine di calcolare la riflettanza al suolo (ρ) bisogna considerare il disturbo atmosferico, in particolare (Moran, et al., 1992):

$$\rho = \frac{\pi \cdot (L_\lambda - L_p) \cdot d^2}{T_v \cdot (ESUN_\lambda \cdot \cos \theta_s \cdot T_z + E_d)}$$

Dove:

- L_p = radianza atmosferica diffusa verso l'alto in direzione del sensore e nel suo angolo di vista [$W / (m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$];
- T_v = trasmittanza atmosferica lungo il percorso dal suolo al sensore;
- T_z = trasmittanza atmosferica lungo il percorso dal sole al suolo;
- E_d = radianza atmosferica diffusa verso il basso [$W / (m^2 \cdot \mu m)$].

Tabella 8: valori di irradianza solare extra-atmosferica media [$W/(m^2 * \mu m)$] per le bande delle immagini Sentinel-2

Banda	Irradianza solare
1	1913,57
2	1941,63
3	1822,61
4	1512,79
5	1425,56
6	1288,32
7	1163,19
8	1036,39
8A	955,19
9	813,04
10	367,15
11	245,59
12	85,25

Il metodo di correzione DOS1 assume $T_v = 1$, $T_z = 1$, $E_d = 0$ e calcola L_p come (Moran, et al., 1992; Sobrino, et al., 2004):

$$L_p = L_{min} - L_{DO1\%}$$

Dove:

- L_{min} è la radianza che si ottiene in modo iterativo dall'immagine stessa, sommando il numero di pixel (finché la somma sia uguale allo 0,01% del totale dei pixel nell'immagine) la cui radianza è inferiore a L_{min} ;
- $L_{DO1\%}$ è la radianza del corpo scuro che per assunto ha riflettanza 0,01% .

Quindi la riflettanza al suolo calcolata tramite il metodo DOS1 è data da:

$$\rho = \frac{\pi \cdot (L_\lambda - L_{min} + L_{DO1\%}) \cdot d^2}{ESUN_\lambda \cdot \cos \theta_s}$$

Dove:

$$L_{DO1\%} = 0,01 \cdot \frac{ESUN_\lambda \cdot \cos \theta_s}{\pi \cdot d^2}$$

La correzione DOS1 fornisce migliori risultati applicata nelle bande del visibile blu e verde, poiché il disturbo atmosferico dovuto alla diffusione (*scattering*) ha maggiori effetti proprio in queste bande (Lu, et al., 2002).

Bisogna inoltre menzionare che recentemente, nell'ambito del programma Copernicus, il servizio rende disponibili le immagini Sentinel-2 già convertite in riflettanza al suolo (livello L2A), che quindi possono essere utilizzate direttamente senza effettuare alcun preprocessamento (Agenzia Spaziale Europea, 2018). Questo tipo di immagini, utilizzando processi correzione atmosferica basati su modelli fisici garantiscono inoltre una maggiore accuratezza nella stima della riflettanza al suolo. Tuttavia, la correzione DOS1 applicata alle bande del visibile blu e verde permette di ottenere comunque delle firme spettrali più precise rispetto alle immagini senza alcuna correzione atmosferica. In Figura 11, si può notare come dopo la correzione DOS1 il valore della banda del blu sia inferiore al verde, in modo simile alla firma spettrale al suolo.

Le immagini convertite in riflettanza al suolo costituiscono quindi il dato di input per la classificazione della copertura del suolo.

Oltre alla conversione in riflettanza vengono effettuate anche altre operazioni di preprocessing tra cui la rimozione della copertura nuvolosa e delle ombre (nonostante durante la selezione delle immagini si cerchi di escludere quelle con eccessiva copertura nuvolosa) ed eventuali processi di mosaicatura di più immagini (cioè un processo di unione di immagini acquisite in momenti diversi). La mosaicatura delle immagini è spesso necessaria per sostituire pixel difettosi (ad esempio perché coperti da nuvole), o per unire varie immagini in modo da analizzare totalmente l'area di studio (ad esempio nel caso della Regione Lazio sono necessarie circa 5 immagini Sentinel-2 per la copertura totale dell'area).

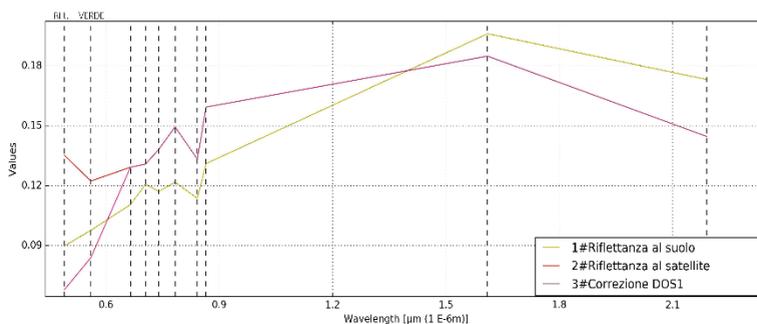


Figura 11: grafico della firma spettrale di un'area coperta da asfalto di un'immagine Sentinel-2; in giallo la riflettanza al suolo ottenuta da immagini Copernicus (L2A), in rosso la riflettanza al satellite (senza correzioni atmosferiche), in viola la riflettanza ottenuta dopo la correzione DOS1 nelle bande del visibile blu e verde (le altre bande coincidono con la riflettanza al satellite)

3.3 Allenamento dell'algorithm e classificazione dell'immagine

La fase di allenamento dell'algorithm di classificazione è necessaria per definire le firme spettrali di riferimento che saranno usate per la classificazione semi-automatica.

L'allenamento consiste nella selezione di alcune Aree di Interesse (anche dette *Region Of Interest*, ROI) da cui elaborare la firma spettrale media ed altri parametri statistici utili a definire la classe. Coerentemente con quanto descritto nel paragrafo 2.3, le Aree di Interesse rappresentative della copertura del suolo devono essere definite in base all'algorithm di classificazione che si intende utilizzare.

In questa ricerca è stato sviluppato un algorithm innovativo (algorithm della Firma Spettrale della Copertura del Suolo) che sarà descritto nel seguente paragrafo. Quindi la selezione delle Aree di Interesse viene effettuata selezionando nell'immagine stessa alcuni pixel rappresentativi della classe di copertura, da cui stimare la firma spettrale media e la deviazione standard per ogni banda spettrale.

Classificazione dell'immagine tramite l'algorithm della Firma Spettrale della Copertura del Suolo

L'algorithm della Firma Spettrale della Copertura del Suolo si basa sulla definizione di valori soglia per ogni firma spettrale (un valore minimo e un valore massimo per ciascuna banda). Le soglie di ogni firma spettrale definiscono una regione spettrale appartenente a una determinata classe di copertura del suolo. Queste soglie possono essere stabilite automaticamente dalle Aree di Interesse (ad esempio calcolando la deviazione standard

per ogni banda), oppure ridefinite manualmente tramite informazioni ancillari o fotointerpretazione.

Quindi le firme spettrali dei pixel dell'immagine vengono confrontate con le firme spettrali (e le soglie) definite durante l'allenamento; un pixel appartiene alla classe k (C_k) se la firma spettrale dei pixel è completamente contenuta nella regione spettrale definita dalla classe k , cioè:

$$x \in C_k \Leftrightarrow \min_k^i \leq x^i \leq \max_k^i \quad \forall 1 \leq i \leq n$$

dove:

- x = firma spettrale del pixel;
- C_k = classe di copertura del suolo k ;
- \min_k^i = valore soglia minimo della classe k per la banda i ;
- \max_k^i = valore soglia massimo della classe k per la banda i ;
- x^i = valore della firma spettrale x nella banda i ;
- n = numero di bande spettrali dell'immagine.

L'algoritmo è illustrato graficamente in Figura 12 in una esemplificazione bidimensionale, considerando cioè solo 2 bande spettrali i e j . Il pixel p_1 è contenuto nella regione definita dalla classe C_1 e quindi viene classificato in questa classe. In modo analogo il pixel p_2 è contenuto nella regione che definisce la classe C_2 . Il pixel p_3 invece ricade contemporaneamente nelle regioni definite dalle classi C_2 e C_3 , quindi la classe di appartenenza è indeterminata. Infine, il pixel p_4 non ricade in nessuna regione quindi non è attribuito a nessuna classe.

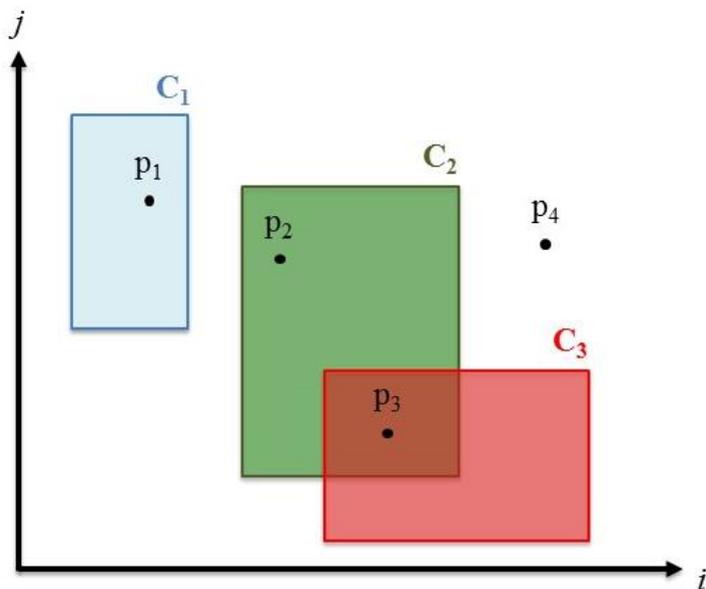


Figura 12: schema bidimensionale dell'algoritmo della Firma Spettrale della Copertura del Suolo

Nel caso di pixel la cui classe sia indeterminata o non classificata (come per i pixel p_3 e p_4 dell'esempio in Figura 12), questo algoritmo permette di utilizzare gli altri algoritmi di classificazione semi-automatica (es. Massima Verosimiglianza o Minima Distanza) per definire una classe di appartenenza.

In Figura 13 è illustrato un esempio multispettrale di regioni spettrali che identificano alcune classi di copertura del suolo.

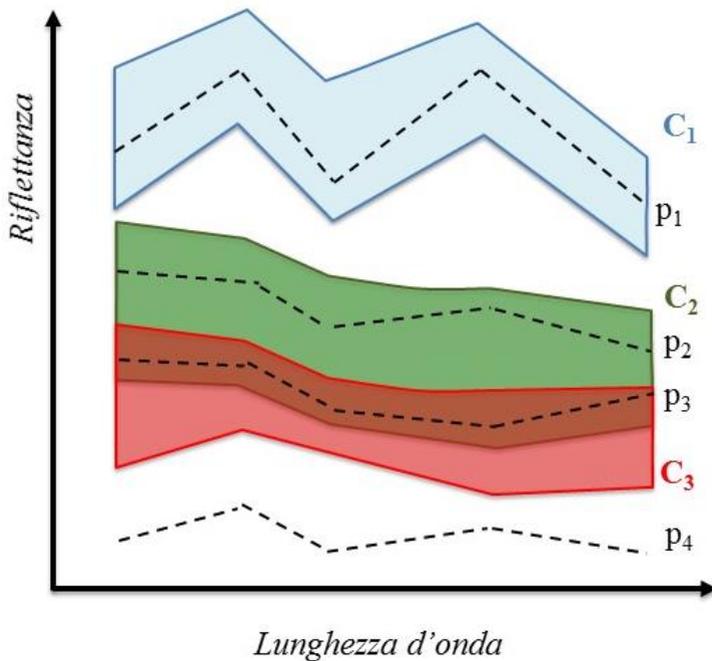


Figura 13: schema esemplificativo della definizione delle regioni spettrali che definiscono le classi di copertura del suolo

Le firme spettrali dei pixel p_1 e p_2 sono contenute rispettivamente nelle regioni spettrali delle classi C_1 e C_2 . Il pixel p_3 invece è indeterminato in quanto la firma spettrale ricade contemporaneamente nelle regioni definite dalle classi C_2 e C_3 , quindi la classe di appartenenza è indeterminata. Il pixel p_4 non è classificato poiché la firma spettrale è esclusa da tutte le regioni spettrali.

Si noti che l'inclusione della firma spettrale all'interno di una regione spettrale deve essere verificata in tutte le bande spettrali;

qualora non si verificasse questa condizione anche in una sola banda, la firma spettrale risulterebbe non classificata. Nell'esempio di Figura 13, se la firma spettrale del pixel p_1 avesse in una qualsiasi banda un valore inferiore o superiore a quelli definiti dalla regione spettrale, non sarebbe classificato nella classe C_1 . Questa caratteristica dell'algoritmo può essere utilizzata per distinguere firme spettrali molto simili, ma che presentino valori differenti almeno in una banda spettrale. Le regioni spettrali si possono immaginare come l'insieme di tutte le possibili firme spettrali di una determinata classe di copertura del suolo.

L'algoritmo sviluppato in questa ricerca presenta alcune similarità con l'algoritmo del Parallelepipedo (paragrafo 2.3), ma la principale innovazione consiste nel fatto che le regioni spettrali che identificano le classi sono definite dall'utente, e i valori soglia minimi e massimi possono essere assegnati in modo indipendente per ogni banda spettrale.

Ad esempio, è possibile modificare le regioni spettrali includendo o escludendo le firme spettrali di pixel individuati nell'immagine. Ciò fornisce uno strumento in grado di gestire la similarità delle firme spettrali di materiali differenti. Inoltre, l'algoritmo è adatto alla classificazione di una singola classe di copertura del suolo (definito da una regione spettrale), permettendo di tralasciare le altre classi di copertura presenti nell'immagine le cui firme spettrali non ricadono nelle regioni definite durante l'allenamento. Al termine della definizione delle regioni spettrali avviene quindi la classificazione dell'intera immagine analizzando le firme spettrali di ogni pixel. Il risultato della classificazione è un dato raster i cui pixel hanno i valori definiti dal sistema di classificazione (paragrafo 3.1).

Rifinitura della classificazione

La classificazione ottenuta tramite l'algoritmo di classificazione può essere ulteriormente migliorata tramite alcune elaborazioni basate su indici spettrali (paragrafo 2.3) che risaltino alcuni tipi di copertura del suolo.

Sfruttando la multitemporalità e la disponibilità di immagini Sentinel-2 si è utilizzato un approccio che sfrutti il calcolo dell'indice NDVI in grado di evidenziare le coperture vegetate, e di contrasto mascherare quelle non vegetate (quali il suolo consumato, suolo nudo, roccia, ecc.). Questo metodo permette di individuare le aree in cui la vegetazione è stata rimossa o la copertura vegetale è notevolmente diminuita, come nel caso del consumo di suolo in aree vegetate.

La metodologia di elaborazione prevede la selezione delle immagini Sentinel-2 relative ad un anno di riferimento, il calcolo dell'indice NDVI per ogni immagine, e quindi l'elaborazione del valore massimo di NDVI per ogni pixel dell'immagine (Figura 14).

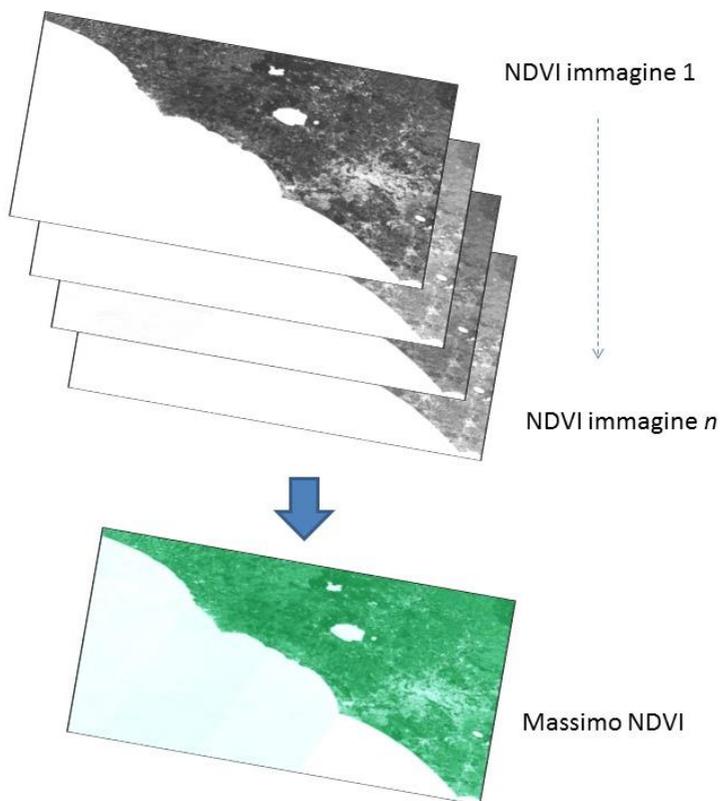


Figura 14: schema esemplificativo del calcolo del valore massimo di NDVI

Il calcolo del valore massimo di NDVI ha il vantaggio di non risentire del problema della copertura nuvolosa in quanto i pixel coperti da nuvole hanno valori di NDVI molto bassi e inferiori alla vegetazione.

La stessa metodologia applicata a due anni consecutivi permette inoltre di calcolare la differenza di valore NDVI (Figura 15).

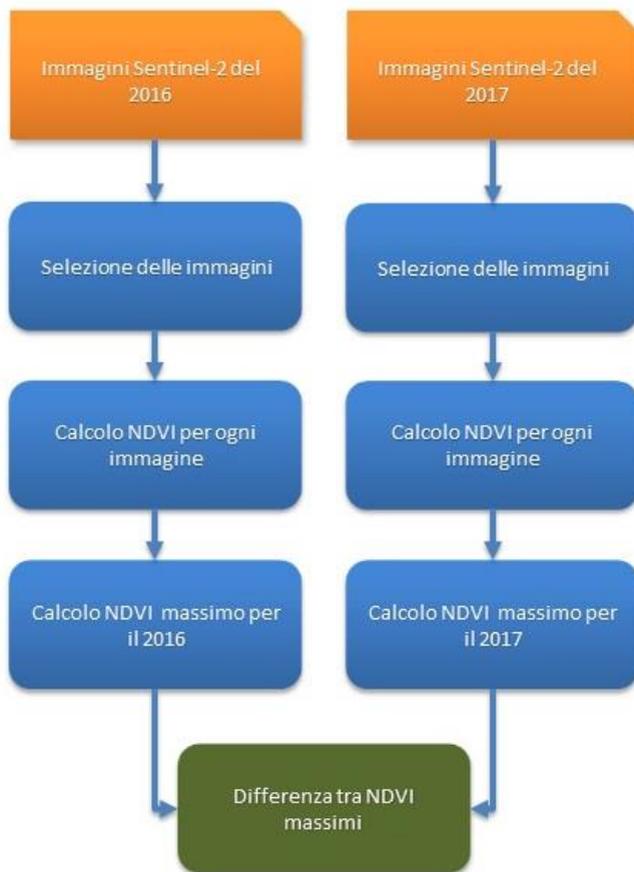


Figura 15: schema dell'elaborazione dell'indice NDVI massimo

Tale differenza può essere utilizzata per individuare i potenziali cambiamenti dovuti al consumo di suolo in cui sia stata rimossa vegetazione, cioè il valore di NDVI sia diminuito rispetto all'anno

precedente. In particolare, si può considerare il valore soglia 0,4 per identificare i potenziali cambiamenti che verificano la seguente condizione:

$$NDVI_{2016} - NDVI_{2017} > 0,4$$

Tuttavia, le aree agricole in cui la coltivazione nel 2016 non è stata mantenuta nel 2017 (divenendo suolo nudo o arato), possono generare una differenza dei valori di NDVI superiore a tale soglia, e quindi essere segnalate come potenziali cambiamenti. Risulta quindi necessaria una verifica dei potenziali cambiamenti tramite fotointerpretazione. Pertanto, l'ultima fase della metodologia consiste nella eliminazione manuale dei falsi cambiamenti di consumo di suolo (aree in cui il suolo non è stato consumato tra il 2016 e 2017), in modo da ottenere il raster definitivo dei cambiamenti.

3.4 Analisi dell'accuratezza della classificazione del consumo di suolo

Al termine del processo di classificazione è fondamentale l'analisi dell'accuratezza della stessa.

In questa ricerca, la stima dell'accuratezza è svolta in maniera coerente con quanto descritto nel paragrafo 2.2. In particolare, le fasi della valutazione dell'accuratezza sono:

1. selezione di un campione casuale di punti per confrontare la classificazione con la verità a terra;
2. fotointerpretazione dei punti;
3. calcolo degli indici di accuratezza.

Si ricorda che l'obiettivo minimo è il raggiungimento dell'85% di accuratezza.

Il metodo utilizzato per la stima dell'accuratezza è analogo a quello utilizzato per la verifica degli strati ad alta risoluzione Copernicus (High Resolution Layers) in cui una serie di punti stratificati sono fotointerpretati per verificare separatamente gli errori di omissione e commissione (Agenzia Europea dell'Ambiente, 2012).

Il campione di punti sarà quindi confrontato spazialmente con la classificazione (si veda paragrafo 2.2 Valutazione dell'accuratezza di una classificazione). Saranno selezionati 250 punti stratificati all'interno della classe "Suolo consumato" per la stima degli errori di omissione. Per la stima degli errori di commissione saranno stratificati 250 punti nella classe "Suolo non consumato" ma ricadenti all'interno delle seguenti classi urbane del CORINE Land Cover (in modo da circoscrivere le aree in cui l'errore è più probabile):

- 1.1.1 = zone residenziali a tessuto continuo;
- 1.1.2 = zone residenziali a tessuto discontinuo e rado;
- 1.2.1 = aree industriali, commerciali e dei servizi pubblici e privati;
- 1.2.2 = reti stradali, ferroviarie e infrastrutture tecniche;
- 1.2.3 = aree portuali;
- 1.2.4 = aeroporti.

I punti saranno comparati con la classificazione relativa al 2017. Per la fotointerpretazione saranno utilizzate immagini ad altissima risoluzione acquisite nel 2017 e disponibili tramite il software Google Earth.

3.5 Sviluppo dell'applicazione aperta per la classificazione semi-automatica

In questa tesi è stata sviluppata una applicazione aperta e gratuita che permetta di utilizzare la metodologia sviluppata in questa ricerca. In particolare, si tratta del *Semi-Automatic Classification Plugin* (SCP), cioè di un componente aggiuntivo del programma open source QGIS (<https://www.qgis.org>), versione 3. QGIS fa parte della *Open Source Geospatial Foundation* (OSGEO), una fondazione che promuove il software libero in ambito GIS. Il software è compatibile con tutti i principali sistemi operativi (Windows, Linux, Mac OS).

QGIS fornisce alcune API (Application Programming Interface) che permettono di aggiungere funzionalità al programma stesso, tramite la realizzazione di programmi nel linguaggio aperto Python (<https://www.python.org>).

L'elaborazione di un plugin per QGIS ha il vantaggio di usufruire delle funzionalità GIS già integrate nel programma, permettendo quindi di sviluppare solo la parte innovativa relativa alla metodologia di questa ricerca.

Il plugin è stato sviluppato in linguaggio Python (versione 3), utilizzando oltre alle API di QGIS, altri programmi open source che permettono l'elaborazione dei dati e la realizzazione di un'interfaccia intuitiva, tra cui GDAL (<http://www.gdal.org>) per l'elaborazione dei raster, NumPy (<http://www.numpy.org>) e SciPy (<https://scipy.org>) per il calcolo numerico, e Matplotlib (<https://matplotlib.org>) per la visualizzazione di grafici. L'interfaccia del plugin è sviluppata tramite le librerie Qt (<https://www.qt.io>).

Il SCP presenta un'interfaccia in lingua inglese (per una maggior fruizione internazionale dello strumento), che è stata progettata per permettere l'elaborazione e la classificazione delle immagini satellitari in modo intuitivo e semplificato (Figura 16).

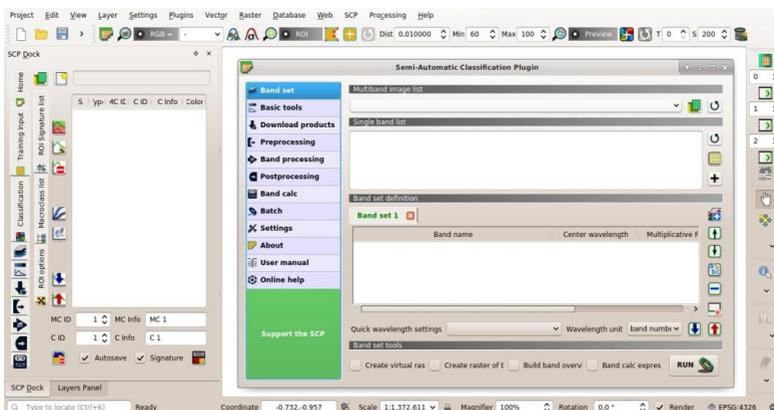


Figura 16: interfaccia del Semi-Automatic Classification Plugin

Il codice sorgente è aperto e disponibile al link <https://github.com/semiautomaticgit/SemiAutomaticClassificationPlugin>. Oltre allo sviluppo del plugin è stato redatto un manuale utente (disponibile in inglese al link <https://semiautomaticclassificationmanual.readthedocs.io/en/latest/index.html>) che include la descrizione delle funzionalità del SCP, e presenta alcuni esercizi base che descrivono l'uso pratico del plugin.

Fin dalle prime fasi dello sviluppo, questa applicazione è stata resa pubblicamente disponibile all'interno del programma QGIS, in modo da promuoverne l'utilizzo. La diffusione dell'uso del programma in vari contesti universitari ha permesso di ricavare

numerose indicazioni su come migliorare l'applicazione e gli strumenti.

Gli strumenti dell'applicazione per la classificazione semi-automatica

Il SCP include vari strumenti che permettono l'applicazione della metodologia sviluppata in questa ricerca, e ulteriori funzionalità che ne estendono l'utilizzo anche in altri ambiti di ricerca. Uno schema delle funzionalità del SCP è riportato in Figura 17.

Il SCP permette di cercare e scaricare direttamente dal servizio Copernicus le immagini Sentinel-2; inoltre, è possibile cercare e scaricare anche altri prodotti disponibili gratuitamente tra cui le immagini Landsat, ASTER, MODIS, e Sentinel-3 (Figura 18).

Per quanto concerne il preprocessamento, il SCP include uno strumento di conversione delle immagini Sentinel-2 in riflettanza al suolo, applicando il metodo di correzione atmosferica DOS1 descritto nel paragrafo 3.2. Il plugin permette di effettuare automaticamente la conversione in riflettanza a termine dello scaricamento delle immagini. Ciò semplifica e automatizza notevolmente l'acquisizione dei dati, che quindi risultano pronti per la classificazione semi-automatica.

Inoltre, è presente uno strumento per la mosaicatura delle immagini che permette quindi di classificare anche aree molto ampie come una Regione.

Oltre alla conversione, il SCP include uno strumento che permette di effettuare calcoli matematici tra raster, consentendo quindi di calcolare gli indici vegetazionali come l'NDVI (Figura 19).

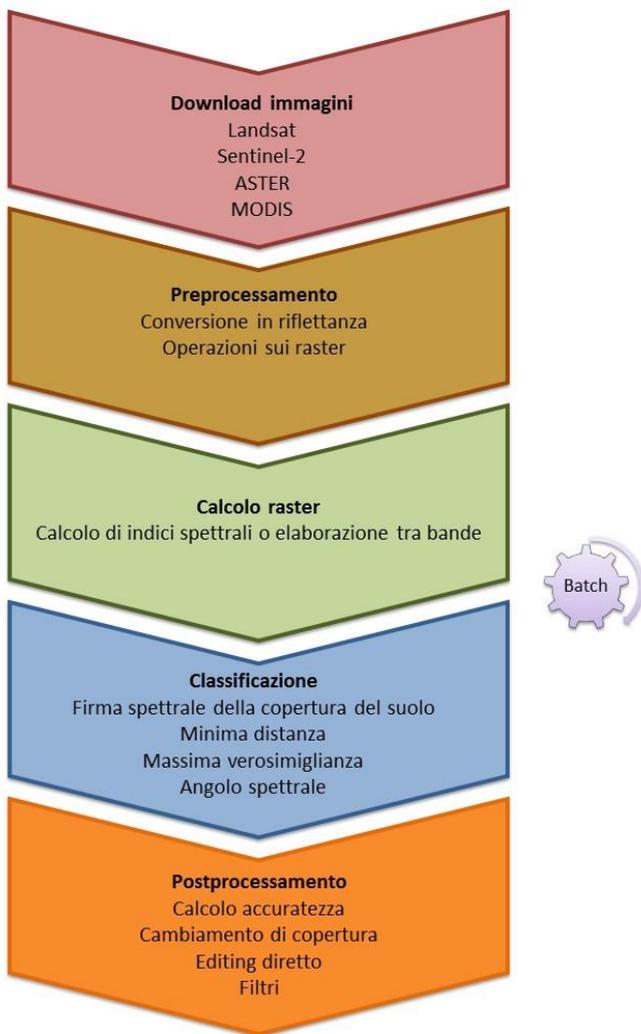


Figura 17: schema delle funzionalità del Semi-Automatic Classification Plugin

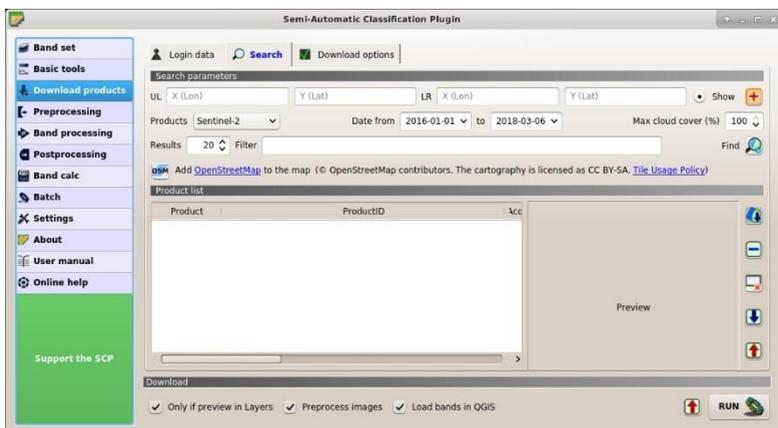


Figura 18: interfaccia di ricerca e scaricamento delle immagini telerilevate

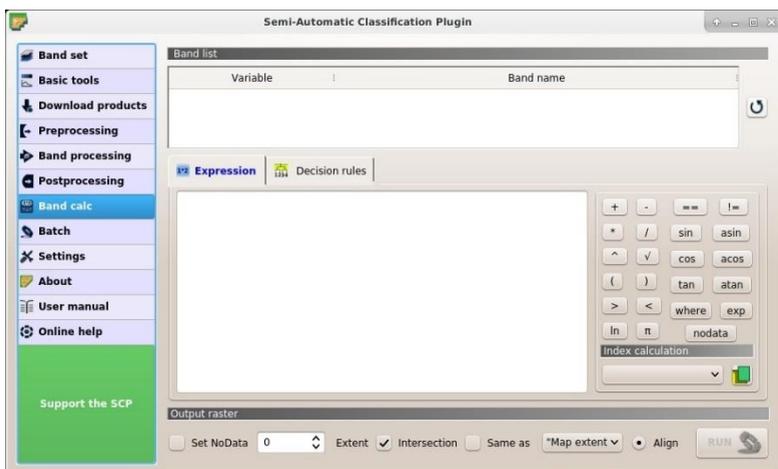


Figura 19: interfaccia di calcolo matematico del Semi-Automatic Classification Plugin

Il SCP include l'algoritmo di classificazione sviluppato in questa ricerca (algoritmo della Firma Spettrale della Copertura del Suolo), permettendo l'allenamento dell'algoritmo tramite la creazione delle Aree di Interesse e quindi il calcolo delle firme spettrali per ogni tipologia di copertura del suolo. Inoltre, l'interfaccia consente di attribuire ad ogni Area di Interesse un codice macroclasse e classe come descritto nel paragrafo 3.1.

Il SCP include varie funzioni di postprocessamento (cioè elaborazioni successive alla classificazione), tra cui uno strumento che facilita la stima dell'accuratezza della classificazione, uno strumento per la modifica diretta del raster (*editing*), e altri strumenti l'analisi dei cambiamenti di copertura del suolo.

Tutti gli strumenti sono gestiti tramite l'interfaccia grafica che quindi ne permette un controllo interattivo. Inoltre, i comandi sono richiamabili tramite programmazione (funzioni *batch*), permettendo quindi l'ulteriore automatizzazione dei processi qualora sia necessario.

4 Applicazione al caso di studio

La metodologia descritta nel capitolo 3 Materiali e metodi è stata applicata al caso di studio, la Regione Lazio, per classificare la copertura del suolo tramite l'utilizzo di immagini Sentinel-2 (dati Copernicus). In particolare, il consumo di suolo è stato classificato per gli anni 2016 e 2017 al fine di stimare i cambiamenti avvenuti nel periodo di un anno.

Quindi, l'accuratezza della classificazione è stata valutata per determinare il livello di efficacia della metodologia nel classificare il consumo di suolo.

4.1 Classificazioni della copertura del suolo nel caso di studio

La classificazione della copertura del suolo è stata realizzata tramite l'applicazione realizzata in questa ricerca (*Semi-Automatic Classification Plugin*) per il software QGIS.

Nei successivi paragrafi sono quindi descritte le fasi del processo di classificazione (Figura 20).



Figura 20: schema delle fasi del processo di classificazione

Selezione e scaricamento delle immagini Sentinel-2

Il programma sviluppato in questa ricerca permette di ricerca e scaricare le immagini satellitari Sentinel-2 direttamente dall'interfaccia.

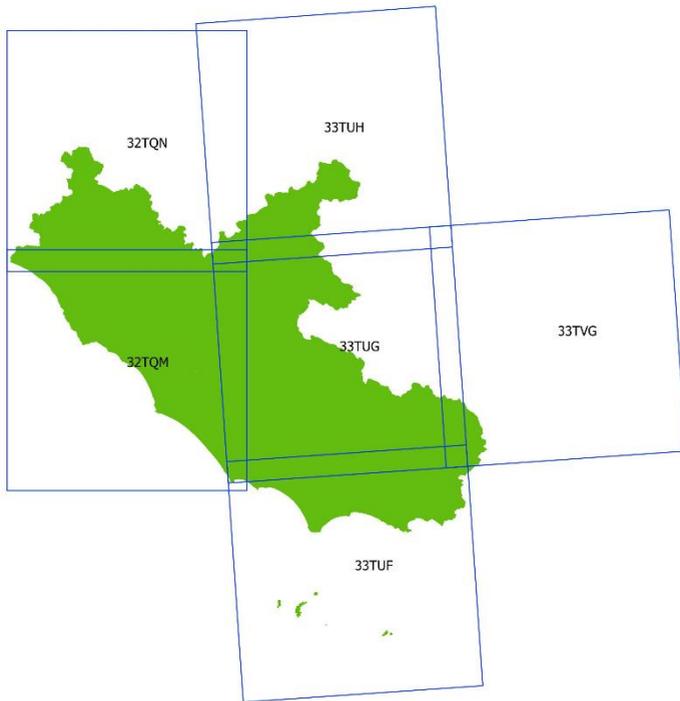
La ricerca consente di definire un'area geografica in cui ricercare le immagini acquisite in un determinato intervallo temporale.

Le operazioni di ricerca e scaricamento richiedono l'iscrizione gratuita al servizio di distribuzione delle immagini Copernicus SciHub.

Le immagini Sentinel-2 sono distribuite in granuli (immagini acquisite suddivise in quadrati di lato 100 km), ognuno dei quali è identificato da un codice alfanumerico. I granuli che interessano la Regione Lazio (Figura 21) sono identificati dai seguenti codici:

- 32TQM;
- 32TQN;
- 33TUF;
- 33TUG;
- 33TUH;
- 33TVG.

Le immagini utilizzate in questa ricerca sono già elaborate alla fonte nel livello 1C, cioè convertite in riflettanza al satellite e georeferenziate nel sistema di riferimento WGS 84 (World Geodetic System 1984) con proiezione universale trasversa di Mercatore (UTM). È comunque necessario un processo di correzione atmosferica e conversione nei valori decimali di riflettanza.



Legenda

- Granuli Sentinel-2
- Regione Lazio



Figura 21: granuli Sentinel-2 che ricoprono la Regione Lazio

Le immagini sono state selezionate privilegiando l'assenza di copertura nuvolosa e l'acquisizione in stagione primaverile e estiva. Le immagini utilizzate per la classificazione sono riportate in Tabella 9.

Tabella 9: elenco delle immagini utilizzate per la classificazione

Granulo	Anno 2016, data di acquisizione	Anno 2017, data di acquisizione
32TQM	26/05/2016	31/05/2017
32TQN	04/08/2016	31/05/2017
33TUF	25/06/2016	20/06/2017
33TUG	25/06/2016	10/07/2017
33TUH	14/08/2016	10/07/2017
33TVG	22/07/2016	07/07/2017

Ogni granulo è stato elaborato indipendentemente, in modo da ottenere per ogni immagine una classificazione della copertura del suolo.

Conversione in riflettanza

La necessaria conversione in riflettanza e l'applicazione della correzione atmosferica DOS1 è stata effettuata seguendo la metodologia descritta nel paragrafo 3.2 Acquisizione e preprocessamento delle immagini satellitari.

L'applicazione *Semi-Automatic Classification Plugin* include uno strumento di conversione in riflettanza che applica automaticamente la correzione DOS1 (Figura 22). Tale processo può essere anche avviato automaticamente al termine dello scaricamento delle immagini.

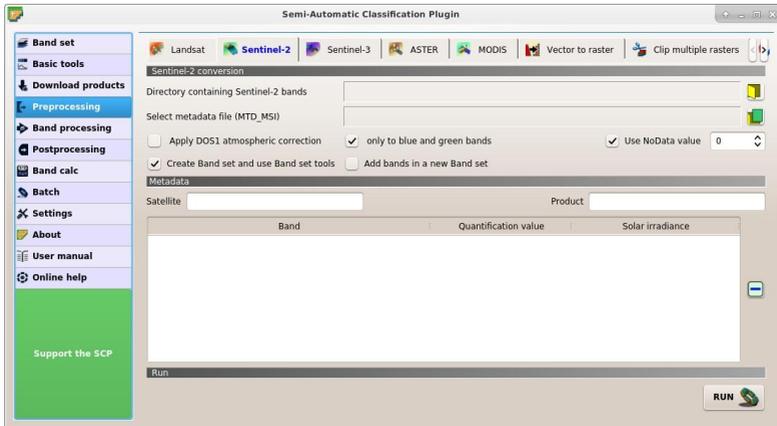


Figura 22: interfaccia dell'applicazione per convertire le immagini Sentinel-2 in riflettanza

Le immagini sono state selezionate cercando di limitare al minimo la copertura nuvolosa (Figura 23). Tuttavia, alcune immagini presentano alcune piccole nuvole che ricoprono parte dell'area di studio.

I pixel affetti da copertura nuvolosa sono stati selezionati manualmente tramite una procedura di mascheratura che permette di escludere tali pixel dalla classificazione, in modo da evitare errori.

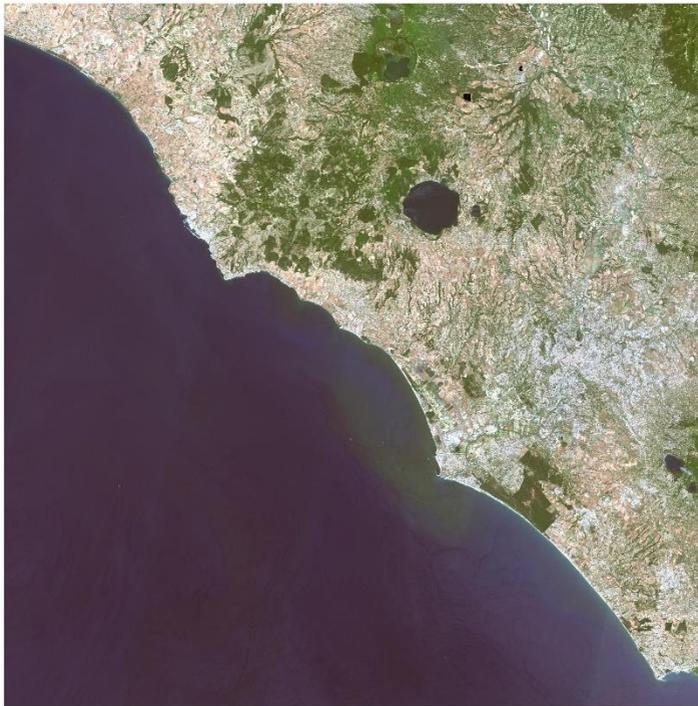


Figura 23: composizione RGB dell'immagine Sentinel-2 32TQM acquisita il 31/05/2017 (dati Copernicus)

Allenamento dell'algoritmo di classificazione

L'allenamento dell'algoritmo di classificazione è stato effettuato coerentemente con la metodologia descritta nel paragrafo 3.3.

È importante evidenziare che le differenti date di acquisizione delle immagini influenzano le firme spettrali dei pixel, per cui non è stato possibile utilizzare le stesse aree di allenamento per tutte

le immagini. Pertanto, le fasi di allenamento e classificazione delle immagini sono state effettuate separatamente per ogni granulo Sentinel-2.

Le aree di allenamento sono state raccolte per le classi di copertura seguenti:

- Suolo consumato;
- Vegetazione;
- Suolo nudo;
- Corpi idrici.

La principale problematica di questa fase della classificazione è dovuta alla similarità spettrale tra alcuni tipi di suolo e alcune particolari coperture di edifici. Talvolta la firma spettrale dei materiali si sovrappone quasi totalmente rendendo molto difficile la distinzione delle due classi.

Nell'esempio in Figura 24 si nota la grande similarità tra le firme spettrali del suolo nudo di un'area agricola e del suolo consumato nel centro storico di Roma. Calcolando la distanza spettrale tra le due firme spettrali medie (linea verde e linea rossa della Figura 24) risulta una distanza euclidea pari a circa 0,1, che dimostra una grande similarità. Inoltre, se si considera la deviazione standard di tali firme spettrali si nota una quasi totale sovrapposizione, in particolare nelle bande del visibile.

Area di allenamento
di suolo nudo



Area di allenamento
di suolo consumato

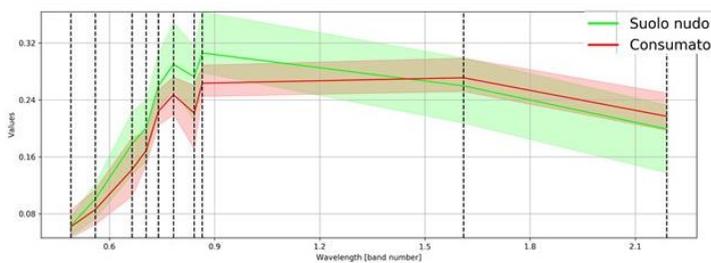


Figura 24: similarità spettrale tra suolo nudo e alcuni tipo di suolo consumato; la firma spettrale media del suolo consumato (linea rossa) e la deviazione standard (area rossa semitrasparente) si sovrappone quasi totalmente alla firma spettrale media del suolo nudo (linea verde) e la rispettiva deviazione standard (area verde semitrasparente)

Questa similarità può causare quindi errori di classificazione in base alla scelta delle aree di allenamento. Per limitare questi errori è quindi necessario sfruttare la multitemporalità delle immagini (si veda il successivo paragrafo sul calcolo dell'NDVI massimo), considerando che la maggior parte di questi suoli nudi viene ricoperta da vegetazione almeno in una stagione dell'anno.

L'approccio di questa tesi consiste nell'individuare una decina di firme spettrali caratteristiche delle varie tipologie di suolo consumato (es. asfalto, cemento, coperture in cotto, ecc.), e attribuire degli intervalli spettrali sufficientemente ampi per classificare tutti i pixel dell'immagine. A questi intervalli spettrali corrispondono varie sovrapposizioni, in particolare con le firme spettrali del suolo nudo a cui sono stati definiti i rispettivi intervalli spettrali. Qualora ci siano pixel ricadenti contemporaneamente negli intervalli spettrali del suolo consumato e del suolo nudo, viene utilizzato l'algoritmo ausiliario (Angolo Spettrale) per stabilire la classe di appartenenza.

Al fine di distinguere firme spettrali particolarmente simili, l'applicazione permette di modificare i valori degli intervalli spettrali per le singole bande, sulla base dei pixel individuati nell'immagine.

Questo tipo di approccio consente di minimizzare il numero delle firme spettrali necessarie alla classificazione, e al contempo determinare direttamente gli intervalli spettrali delle classi.

Mediamente sono state raccolte 30 aree di allenamento per ogni granulo Sentinel-2, distribuite principalmente nelle classi di suolo consumato e suolo nudo (Figura 25).

Classificazione delle immagini

La classificazione delle immagini è stata effettuata tramite l'algoritmo della Firma Spettrale della Copertura del Suolo descritto nel paragrafo 3.3. Per classificare i pixel con firme spettrali sovrapposte è stato utilizzato l'algoritmo dell'Angolo Spettrale.

Le classificazioni risultanti sono quindi raster con la stessa risoluzione delle immagini Sentinel-2 (10 m), in cui ad ogni pixel è associato il codice della macroclasse corrispondente. Questo processo ha permesso di ottenere per ogni granulo una classificazione intermedia (Figura 26), a cui applicare le successive operazioni di rifinitura.

Considerando la variabilità spettrale delle immagini acquisite a distanza di circa un anno, al fine di evitare falsi cambiamenti, la classificazione relativa al 2017 è stata ottenuta tramite una rielaborazione della classificazione 2016; in particolare, i cambiamenti di consumo di suolo rilevati sono stati applicati alla classificazione 2016 in modo da ottenere la carta di consumo del suolo del 2017.

Le classificazioni così ottenute sono quindi state migliorate con il procedimento descritto nel seguente paragrafo.

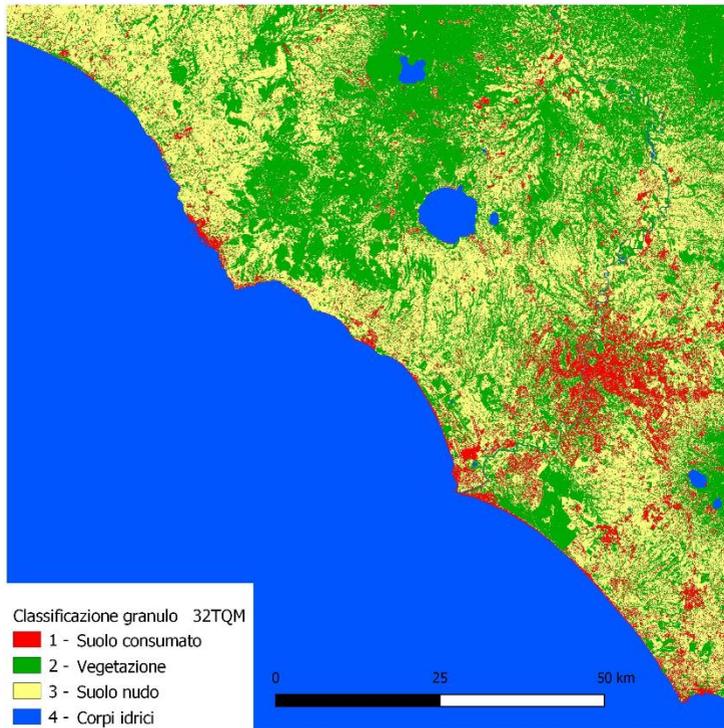


Figura 26: classificazione intermedia del granulo 32TQM dell'immagine 2017

Miglioramento della classificazione

La metodologia sviluppata cerca di distinguere le classi di copertura del suolo tramite la definizione di intervalli spettrali. Tuttavia, la similarità spettrale tra il suolo consumato ed il suolo nudo può essere talmente elevata da causare errori di classificazione. Ciò rende necessaria un'ulteriore fase di rifinitura, in particolare sfruttando la multitemporalità delle immagini.

Qualora fossero rilevati errori nella classificazione intermedia, è stato possibile intervenire sulla stessa in due modi:

- l'utilizzo dell'indice NDVI massimo per eliminare aree classificate erroneamente come suolo nudo;
- la modifica diretta tramite lo strumento "Edit raster" che consente di disegnare manualmente i poligoni che correggono i valori della classificazione.

Questi metodi sono rapidi da eseguire poiché non richiedono di ripetere l'intero processo di classificazione.

Coerentemente con la metodologia descritta nel sottoparagrafo 3.3, è stato calcolato l'indice NDVI massimo utilizzando tutte le immagini Sentinel-2 disponibili nell'arco temporale marzo-luglio 2016 e marzo-luglio 2017. In tal modo è stato possibile ottenere un raster NDVI massimo per il 2016 utilizzato per il miglioramento della classificazione 2016, ed un raster NDVI massimo per il 2017 per la corrispondente classificazione.

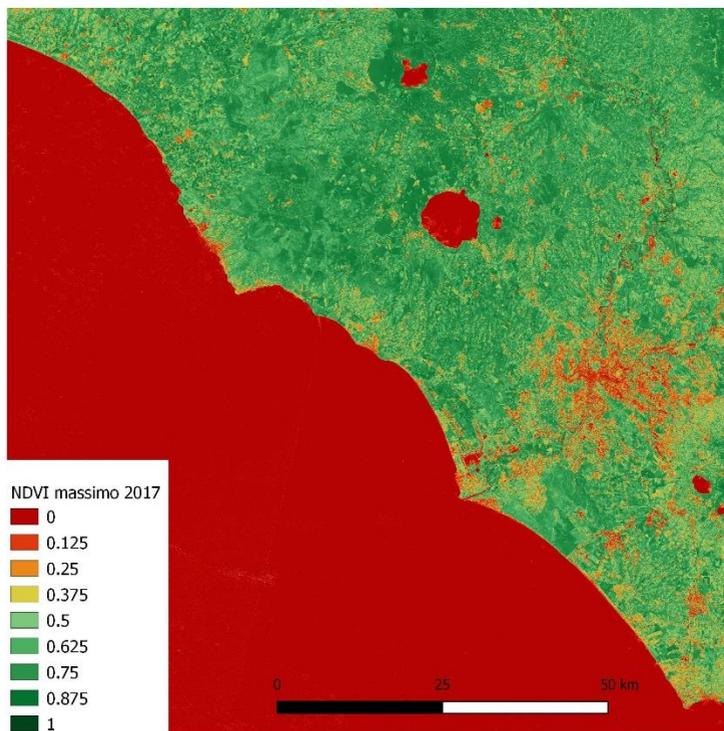


Figura 27: NDVI massimo nel 2017 calcolato per il granulo 32TQM

Il raster dell'NDVI massimo è stato quindi utilizzato per migliorare la classificazione imponendo la seguente condizione di classificazione: se il valore di NDVI massimo di un pixel è superiore a 0,4 allora tale pixel non è suolo consumato. Questa condizione quindi impone che nei pixel in cui è presente vegetazione (0,4 è un valore che mediamente indica abbondante vegetazione) non vi sia suolo consumato.

Questo metodo rimuove molti degli errori dovuti alla similarità tra suolo nudo e suolo consumato, in quanto in genere le superfici di suolo sono ricoperte da vegetazione per almeno una parte dell'anno. Tuttavia, in questo modo vengono omesse dalla classificazione eventuali aree di suolo consumato in un periodo successivo alla data in cui si è verificato il massimo NDVI. Questi eventuali cambiamenti saranno comunque rilevati nell'anno successivo di elaborazione (cioè attribuiti al periodo 2017-2018), per cui è importante che gli intervalli temporali di acquisizione delle immagini siano sempre gli stessi per ogni anno di monitoraggio.

Per evitare falsi cambiamenti dovuti alla variabilità spettrale, tutti i pixel appartenenti alla classe suolo consumato nel 2016 sono stati inclusi nella classificazione 2017. Tale condizione potrebbe impedire di rilevare cambiamenti dovuti a rinaturalizzazione (cioè aree di suolo consumato che vengono riportate allo stato naturale), tuttavia questi sono interventi molto limitati e marginali rispetto al totale del suolo consumato.

Infine, è stata imposta la condizione per cui il consumo di suolo abbia causato una diminuzione del valore di NDVI massimo tra il 2016 e 2017; in particolare il suolo è stato consumato se oltre ad essere rilevato dalla classificazione, è verificata la seguente condizione:

$$(\text{NDVI}_{2016} - \text{NDVI}_{2017}) > 0,3$$

La modifica diretta tramite lo strumento "Edit raster" è stata necessaria in entrambe le classificazioni per rimuovere alcune aree non vegetate (in cui quindi il filtro con NDVI non ha avuto effetto) classificate erroneamente come suolo consumato per via della similarità spettrale, come ad esempio le spiagge, rocce, ed alcuni

campi non coltivati. Ciò ha permesso quindi di integrare le classificazioni del suolo consumato tramite una fotointerpretazione rapida e mirata a rimuovere gli errori di classificazione più evidenti.

Mosaicatura delle classificazioni

Ottenute le classificazioni di tutti i granuli Sentinel-2, è stata effettuata l'unione delle classificazioni (mosaicatura) per ottenere un'unica classificazione regionale per ogni anno di riferimento.

Poiché i granuli Sentinel-2 (e quindi le classificazioni derivate) che ricoprono la Regione Lazio sono ricadenti in due fusi UTM (32 Nord e 33 Nord), è stato necessario riproiettare le classificazioni in un unico fuso (33 Nord). Oltre alla mosaicatura è stato quindi effettuato il ritaglio delle classificazioni rispetto ai limiti amministrativi regionali, ottenendo quindi le classificazioni definitive del 2016 e del 2017. Nell'applicazione sviluppata *Semi-Automatic Classification Plugin* sono inclusi gli strumenti di mosaicatura (Figura 28) e ritaglio (Figura 29) necessari in questa fase.

Al termine della classificazione è stato quindi possibile analizzare i cambiamenti della copertura del suolo, ed in particolare la distribuzione del suolo consumato al livello regionale.

Nel paragrafo 4.2 sono presentati i risultati delle classificazioni per l'intera Regione Lazio.

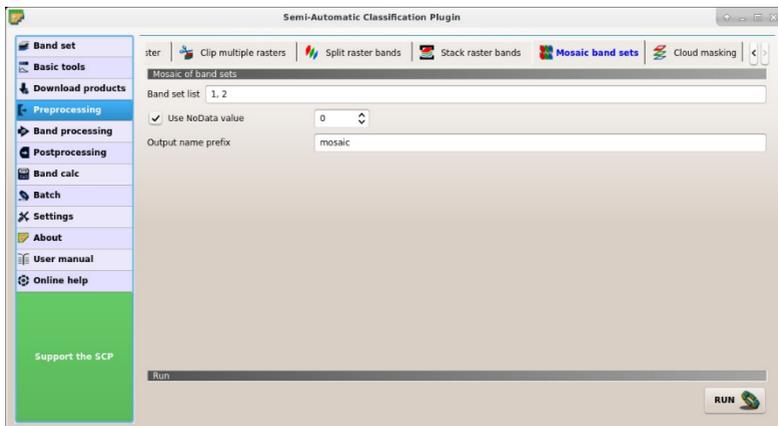


Figura 28: strumento per l'unione delle classificazioni dei vari granuli

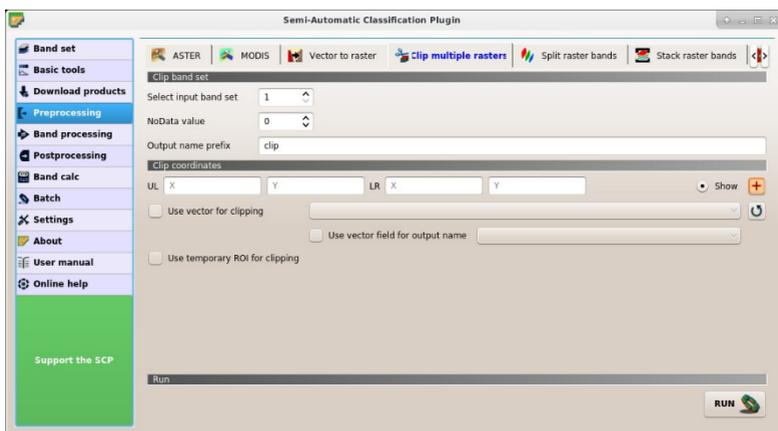


Figura 29: strumento per il ritaglio della classificazione rispetto ai limiti amministrativi regionali

4.2 Risultati della classificazione e stime del consumo di suolo

Il processo di classificazione ha permesso di ottenere le mappe della copertura del suolo per gli anni 2016 (Figura 32) e 2017 (Figura 33) della Regione Lazio. Queste mappe sono quindi state utilizzate per stimare la superficie delle varie classi nei due anni di riferimento (Tabella 10).

Oltre un milione di ettari è ricoperto da vegetazione, mentre il suolo consumato ricopre poco meno di 100.000 ettari.

Tabella 10: superficie in ettari delle classi di copertura del suolo stimate per il 2016 e 2017 nella Regione Lazio

	Suolo consumato	Vegetazione	Suolo nudo	Corpi idrici
2016	99.274	1.095.094	500.881	25.221
2017	99.653	1.136.447	457.744	26.625

Si può notare che in entrambi gli anni analizzati (Figura 30 e Figura 31), circa un terzo della superficie regionale è coperto da vegetazione, un quarto da suolo nudo, e la parte di suolo consumato copre meno del 6%.

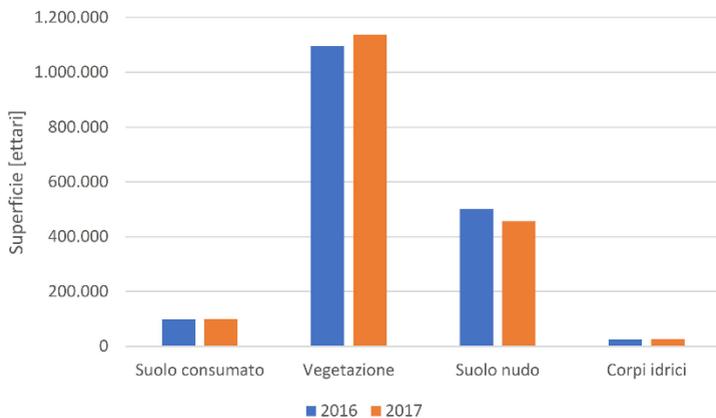


Figura 30: grafico della copertura del suolo nel 2016 e 2017 nella Regione Lazio

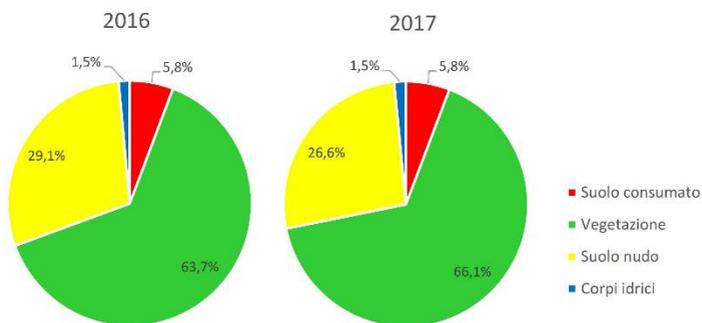


Figura 31: grafico a torta della copertura del suolo nel 2016 e 2017

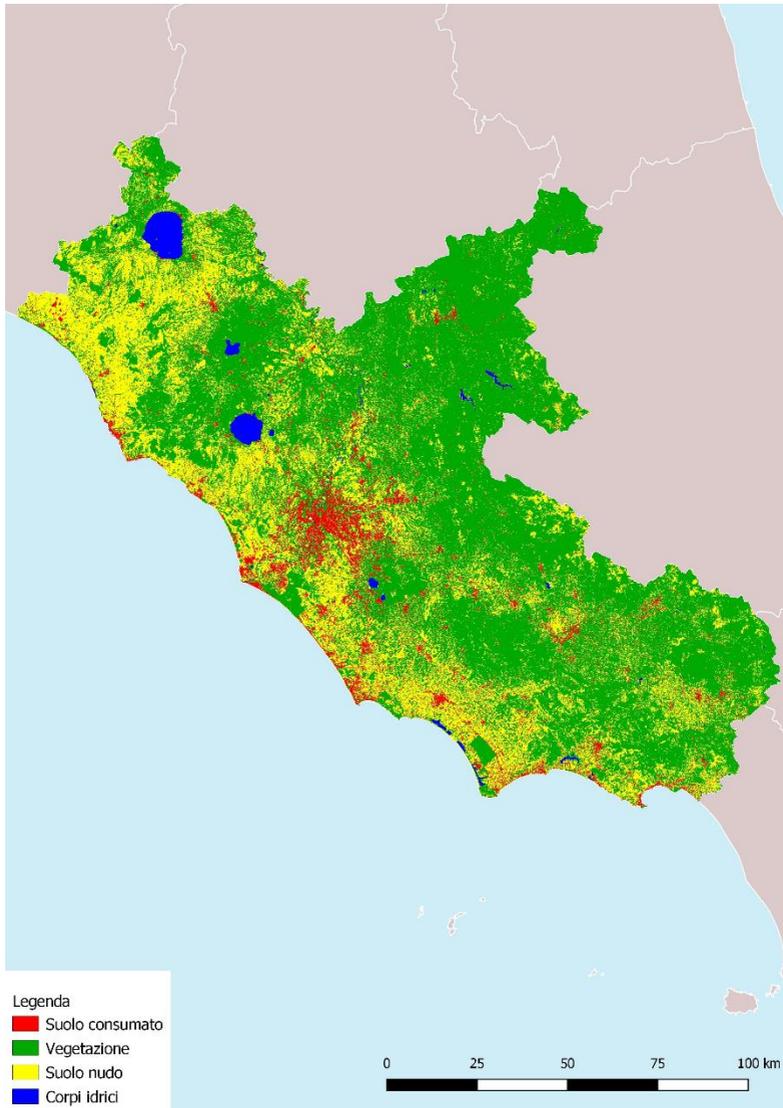


Figura 32: classificazione della copertura del suolo relativa al 2016

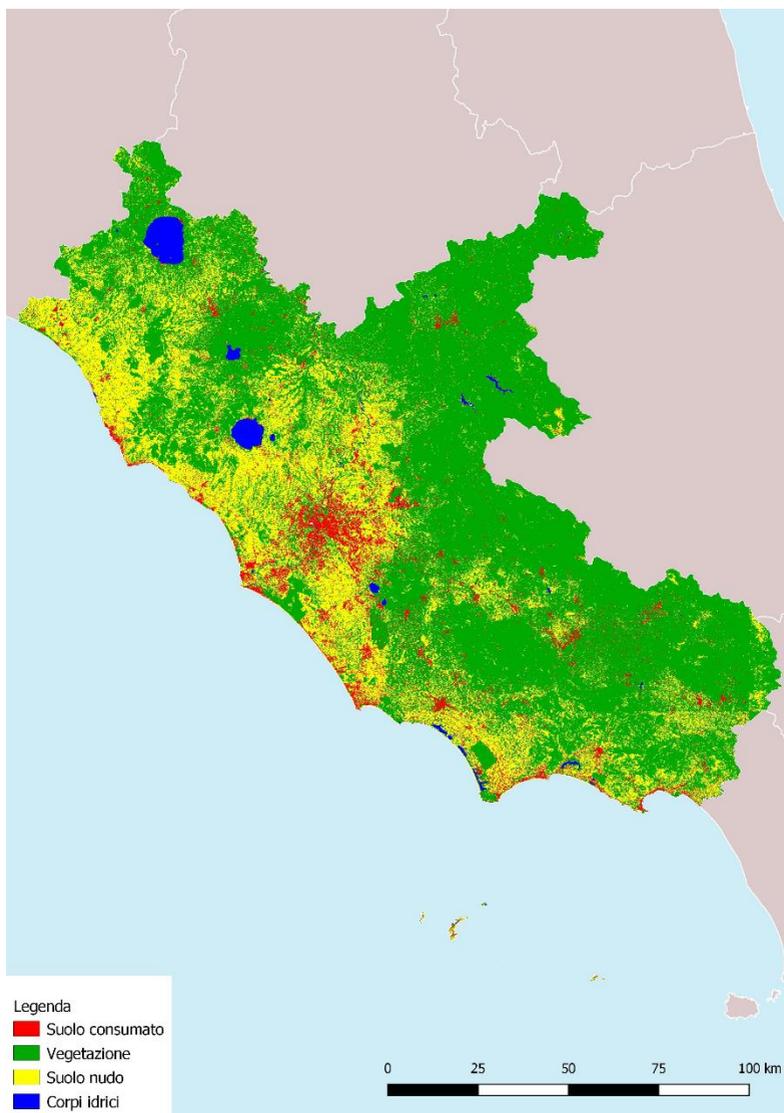


Figura 33: classificazione della copertura del suolo relativa al 2017

Dalle due classificazioni ottenute è stato quindi calcolato il cambiamento di copertura del suolo; a tal fine è stato utilizzato lo strumento apposito del SCP (Figura 34), che permette di confrontare le due classificazioni e stimare la superficie variata da una classe ad un'altra tra il 2016 e il 2017.

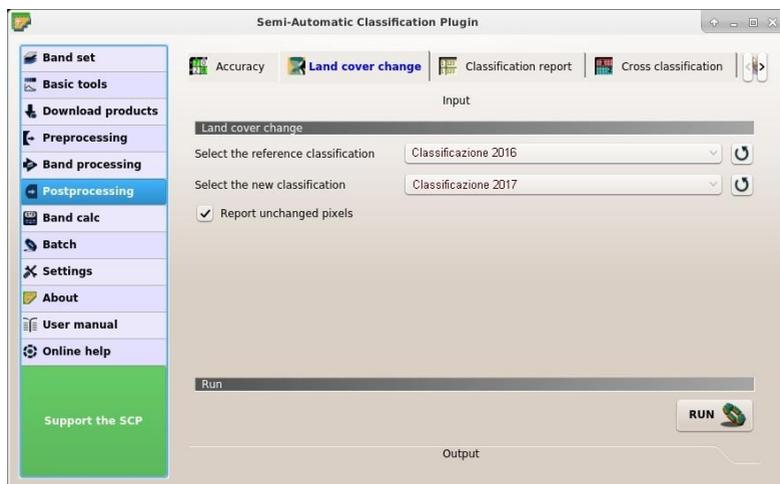


Figura 34: strumento per il calcolo del cambiamento di copertura del suolo

Questo strumento ha effettuato il confronto pixel per pixel delle due classificazioni, permettendo di ottenere non solo una stima delle superfici, ma anche dei flussi dei cambiamenti, cioè in che modo ogni classe è variata in un'altra (Figura 35). La maggior parte di questi flussi deriva da variazioni di aree non vegetate in vegetate, e viceversa. I flussi dovuti al consumo di suolo sono di entità nettamente inferiore.

Considerando i dati di superficie della Tabella 10, questa elaborazione riportata in Figura 35 permette di evidenziare come

la copertura del suolo sia molto dinamica di anno in anno, con flussi di cambiamento superiori anche a 100.000 ettari per variazioni di aree vegetate, principalmente in aree agricole.

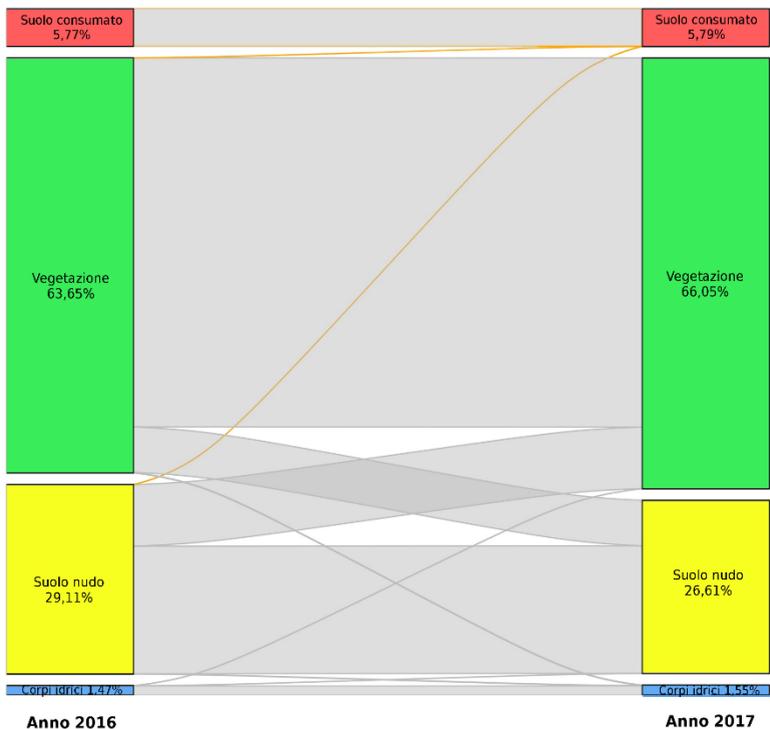


Figura 35: alluvioigramma dei flussi di cambiamento di copertura del suolo tra il 2016 e 2017 nella Regione Lazio; in arancione i flussi di cambiamento relativi al consumo di suolo

Relativamente al suolo consumato, la Figura 36 mostra la localizzazione dei principali cambiamenti (superiori a 1 ha) rilevati dalla classificazione.

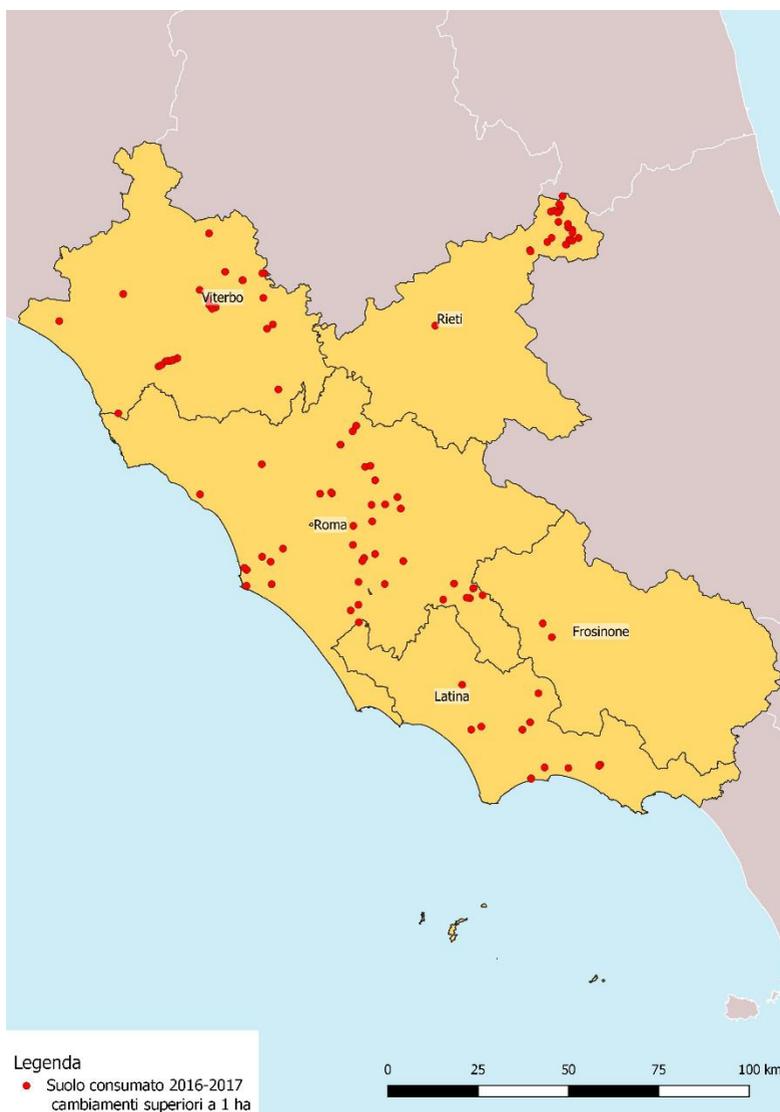


Figura 36: mappa dei principali cambiamenti (superiori a 1 ha) di suolo consumato tra il 2016 e 2017

Gli indici di consumo di suolo

Le mappe del suolo consumato hanno permesso di ottenere vari indici al livello regionale, provinciale e comunale.

La superficie consumata nel 2016 e 2017, ed il relativo incremento sono riportate in Tabella 11. Al livello regionale, risulta un aumento del suolo consumato di circa 380 ha, con i maggiori cambiamenti avvenuti nella Provincia di Roma (166 ha), e nella Provincia di Viterbo (110 ha). La Provincia di Frosinone ha il minore incremento di superficie consumata nel periodo analizzato (circa 15 ha).

Tabella 11: superficie di suolo consumato nel 2016 e 2017 al livello provinciale e regionale, in ettari

	Classificazione 2016 [ha]	Classificazione 2017 [ha]	Differenza 2016-2017 [ha]
Frosinone	10.742,1	10.757,5	15,4
Latina	18.445,1	18.478,2	33,2
Rieti	3.827,8	3.881,8	54,0
Roma	56.356,0	56.522,5	166,5
Viterbo	9.902,5	10.013,1	110,5
Totale regionale	99.273,6	99.653,2	379,6

Il grafico in Figura 37 mostra che circa i tre quarti del suolo consumato al livello regionale è rilevato nelle Province di Roma e Viterbo (44% e 29% rispettivamente).

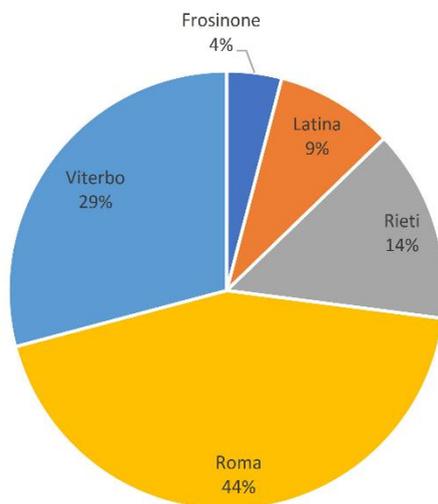


Figura 37: grafico della distribuzione del consumo di suolo avvenuto tra il 2016 e 2017 al livello provinciale

È possibile quindi calcolare l'incremento percentuale di consumo di suolo come:

$$\text{Incremento \%} = \left(\frac{\text{Consumato 2017} - \text{Consumato 2016}}{\text{Consumato 2016}} \right) \cdot 100$$

La Tabella 12 mostra che in termini di percentuale di suolo consumato, la Regione Lazio passa dal 5,77% del 2016 al 5,79% del 2017; l'incremento percentuale di suolo consumato tra il 2016 e il 2017 risulta dello 0,38%.

Al livello provinciale il maggior incremento risulta nella Provincia di Rieti, con circa 1,41% tra il 2016 e 2017, motivabile da un discreto incremento di superficie consumata (54 ha) rispetto ad una superficie di suolo consumato relativamente bassa (meno di 4.000 ha nel 2016).

La Provincia di Roma ha la maggior percentuale di superficie consumata sul territorio provinciale, giungendo a circa 10,55% nel 2017, mentre l'incremento percentuale è solo dello 0,29%.

Tabella 12: percentuale di suolo consumato al livello provinciale e regionale, ed incremento percentuale tra il 2016 e 2017

	Percentuale di suolo consumato 2016	Percentuale di suolo consumato 2017	Incremento percentuale tra il 2016 e 2017
Frosinone	3,32%	3,32%	0,14%
Latina	8,19%	8,21%	0,18%
Rieti	1,39%	1,41%	1,41%
Roma	10,52%	10,55%	0,29%
Viterbo	2,74%	2,77%	1,12%
Totale regionale	5,77%	5,79%	0,38%

Analizzando il suolo consumato al livello comunale (Figura 38 e Tabella 13), spicca il Comune di Roma, che oltre ad avere la maggiore superficie di suolo consumato (oltre 27.000 ha nel 2016), ha consumato circa 50 ha tra il 2016 e 2017. A seguire il Comune di Vetralla, che ha consumato circa 41 ha, arrivando a circa 373 ha di suolo consumato totale.

La Figura 39 e la Figura 40 mostrano la distribuzione del suolo consumato al 2017 per i Comuni del Lazio.

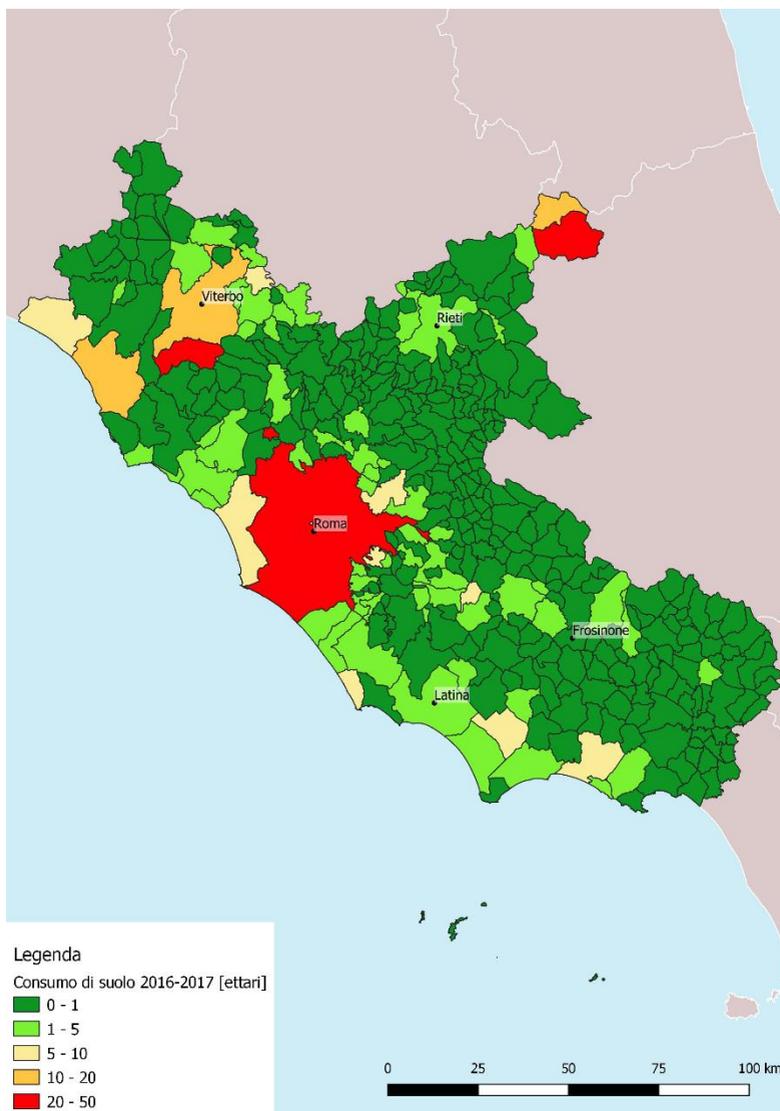


Figura 38: mappa dell'incremento di consumo di suolo al livello comunale tra il 2016 e 2017

Tabella 13: suolo consumato nel 2016 e 2017 ed incremento in ettari relativo ai 10 Comuni con maggior incremento di suolo consumato

Comune	Classificazione 2016 [ha]	Classificazione 2017 [ha]	Differenza 2016-2017 [ha]
Roma	27.592,3	27.638,9	46,6
Vetralla (Viterbo)	331,7	372,6	40,9
Amatrice (Rieti)	108,7	136,9	28,2
Tarquinia (Viterbo)	912,5	928,2	15,8
Viterbo	1.556,1	1.570,4	14,4
Accumoli (Rieti)	28,7	41,7	13,0
Fiumicino (Roma)	2.860,8	2.870,7	9,8
Guidonia Montecelio (Roma)	1.659,1	1.668,3	9,2
Montalto di Castro (Viterbo)	1.358,3	1.366,8	8,5
Fondi (Latina)	1.763,8	1.771,0	7,2

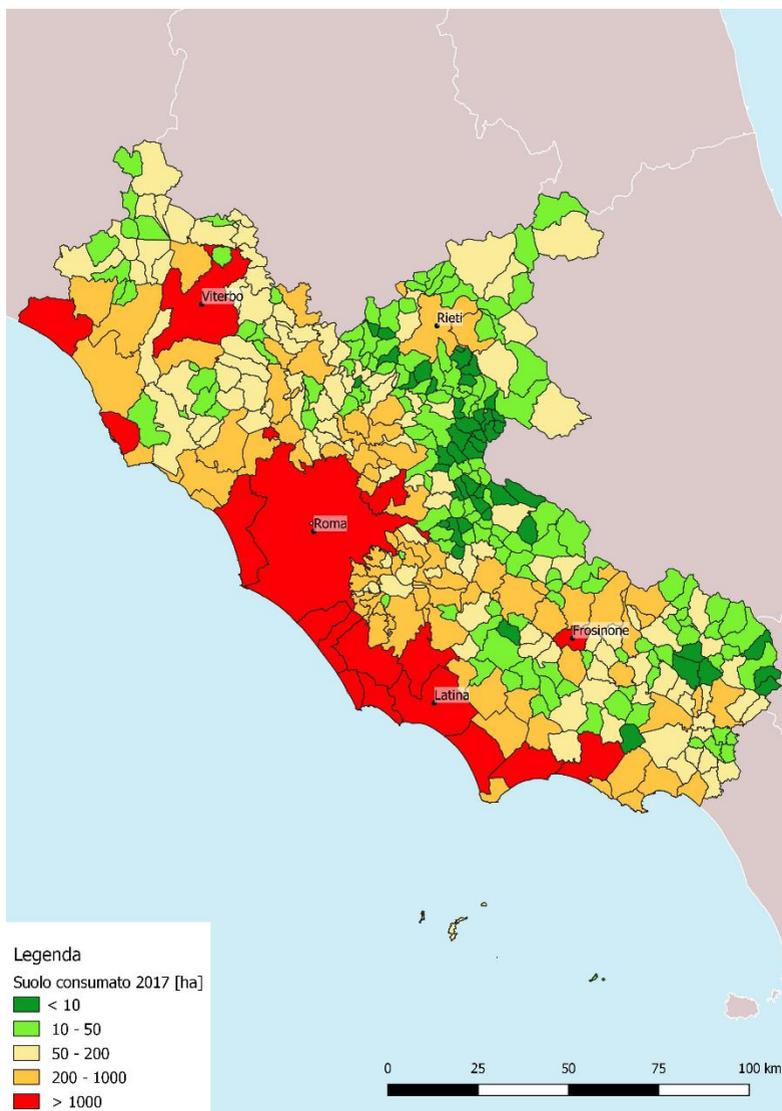


Figura 39: mappa del suolo consumato al 2017 al livello comunale (in ettari)

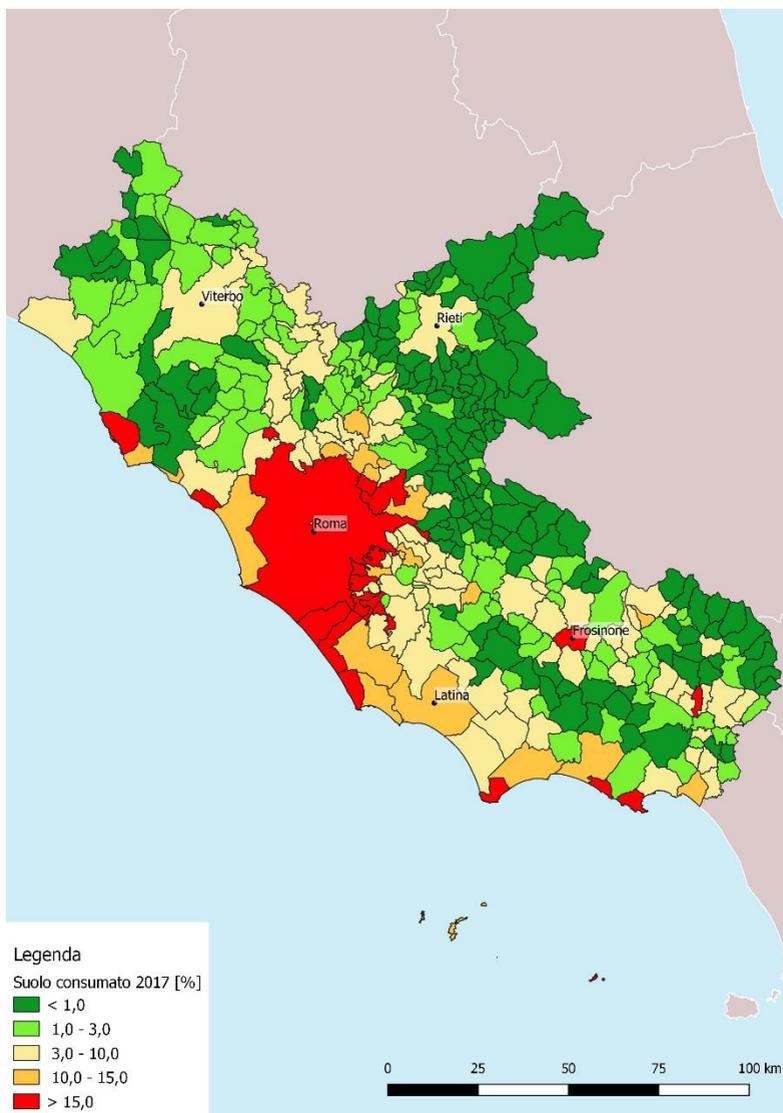


Figura 40: mappa del suolo consumato al 2017 al livello comunale (in percentuale)

Vari Comuni nella Provincia di Viterbo, tra cui Vetralla, Tarquinia e Viterbo, hanno avuto in incremento superiore ai 10 ha nel periodo analizzato (Figura 41).

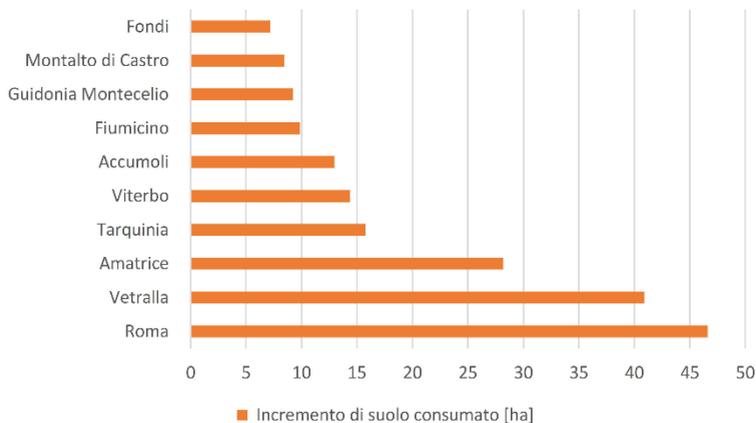


Figura 41: grafico dei primi 10 Comuni con maggiore incremento di suolo consumato tra il 2016 e 2017

In termini percentuali, i maggiori incrementi di consumo di suolo si hanno nei Comuni di Accumoli e Amatrice, in Provincia di Rieti, a causa della costruzione delle soluzioni abitative di emergenza dopo il terremoto che ha colpito l'area (Figura 42).

Nel paragrafo 4.3 sarà analizzata l'accuratezza della classificazione realizzata in questa tesi. Inoltre, nel paragrafo 5.1 la classificazione sarà confrontata con il dato ISPRA relativo all'ultimo rapporto sul consumo di suolo (ISPRA, 2018), e saranno commentate le differenze nelle stime.

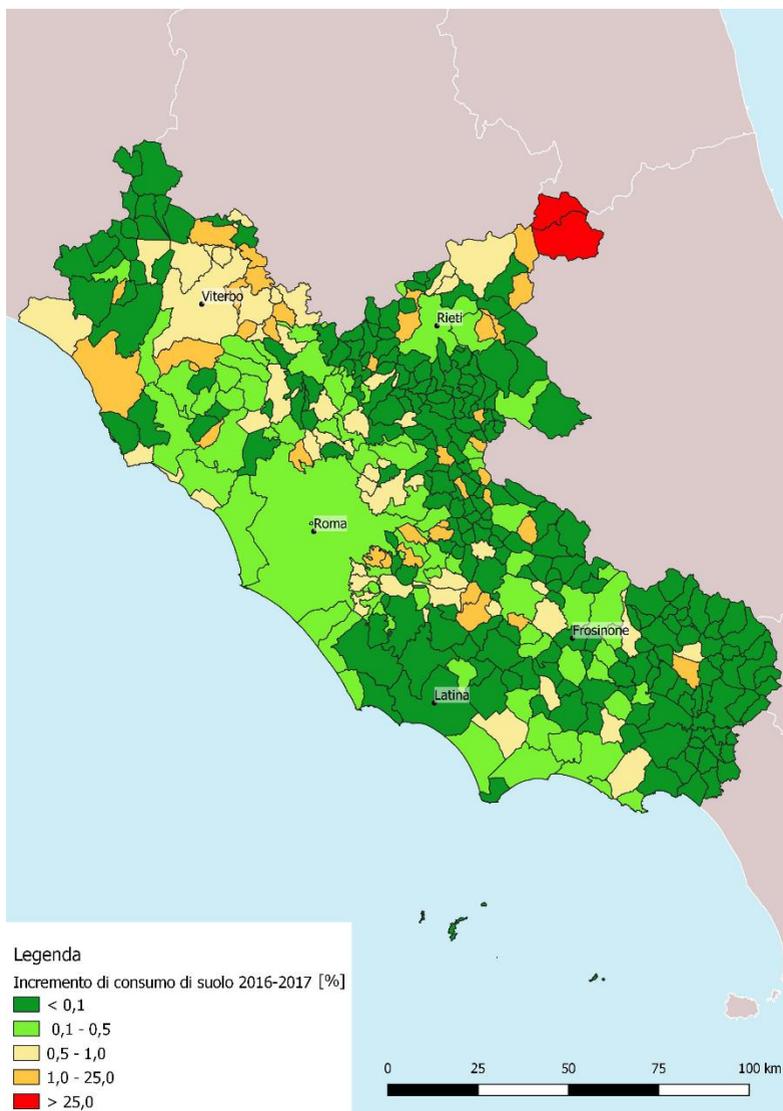


Figura 42: mappa al livello comunale dell'incremento percentuale di consumo di suolo tra il 2016 e 2017

Tempi di elaborazione

La metodologia semi-automatica sviluppata in questa tesi permette di classificare rapidamente ampie superfici di territorio. Al fine di quantificare la velocità di classificazione, sono stati raccolti i tempi di elaborazione delle seguenti fasi:

- scaricamento e preprocessing dell'immagine satellitare;
- allenamento dell'algoritmo di classificazione;
- classificazione dell'immagine;
- rifinitura della classificazione tramite indice NDVI e correzione manuale degli errori.

Per eseguire le elaborazioni è stato utilizzato un computer con processore Intel Core i5-5200U a 2,20 GHz, e 8 GB di RAM.

I tempi sono stati raccolti per ogni granulo Sentinel-2 classificato, in modo da calcolare anche un tempo medio di elaborazione (Tabella 14).

Tabella 14: tempi di elaborazione (in minuti) delle varie fasi per ogni granulo Sentinel-2

Granulo	Scaricamento e preprocessing	Allenamento dell'algoritmo	Classificazione	Rifinitura
32TQM	30	65	45	60
32TQN	30	60	50	65
33TUF	30	60	45	55
33TUG	30	55	40	55
33TUH	30	60	45	60
33TVG	30	50	40	60
Tempo medio	30	58,3	44,2	59,2

In media le elaborazioni di un granulo hanno richiesto circa 190 minuti, di cui:

- circa 30 minuti per lo scaricamento e preprocessing delle immagini, che avviene in maniera automatica;
- circa 60 minuti per l'allenamento dell'algoritmo, che quindi richiede l'attività di un operatore per selezionare le Aree di Interesse;
- circa 40 minuti per la classificazione dell'immagine, che avviene in maniera automatica; la durata dell'elaborazione dipende dal numero di Aree di Interesse definite nella fase di allenamento;
- Circa 60 minuti per rifinitura della classificazione, che richiede l'attività di fotointerpretazione; la durata di questa fase dipende dalla quantità di errori di classificazione che vengono individuati.

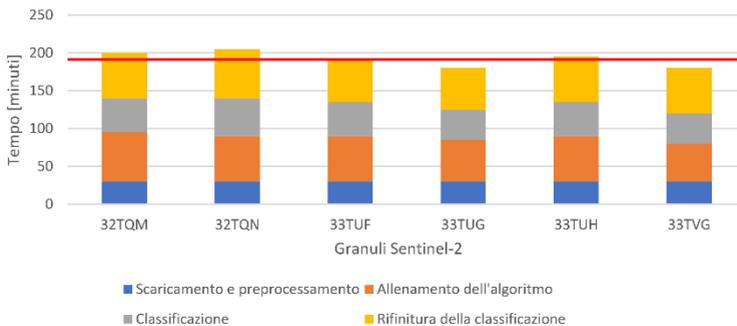


Figura 43: tempi di elaborazione dei granuli Sentinel-2; la linea in rosso indica il tempo medio di elaborazione, pari a 190 minuti

Il tempo totale di elaborazione dell'intera Regione Lazio è stato di circa 19 ore. Un eventuale estensione dell'analisi all'intero territorio nazionale (per cui sarebbe necessaria la classificazione di almeno 73 granuli Sentinel-2) richiederebbe quindi circa 230 ore. Questi tempi potrebbero in parte essere ridotti eseguendo in parallelo le operazioni automatizzabili per i vari granuli (lo scaricamento ed il preprocessamento, e la classificazione automatica), arrivando a circa 150 ore necessarie per la classificazione del territorio nazionale.

4.3 Analisi dell'accuratezza

L'accuratezza della classificazione relativa al 2017 è stata elaborata concentrandosi sulla classe "Suolo consumato", riclassificando le restanti classi di copertura nella generica classe "Suolo non consumato". Considerando che la percentuale di suolo consumato è passata dal 5,77% del 2016 al 5,79% del 2017 (una differenza di 0,02 punti percentuali), le stime di accuratezza relative al 2017 possono essere considerate ragionevolmente valide anche per la classificazione del 2016.

L'analisi è stata effettuata utilizzando un campione casuale di punti stratificati (Figura 44) che sono stati fotointerpretati utilizzando immagini ad altissima risoluzione (si veda il paragrafo 3.4 Analisi dell'accuratezza della classificazione del consumo di suolo).

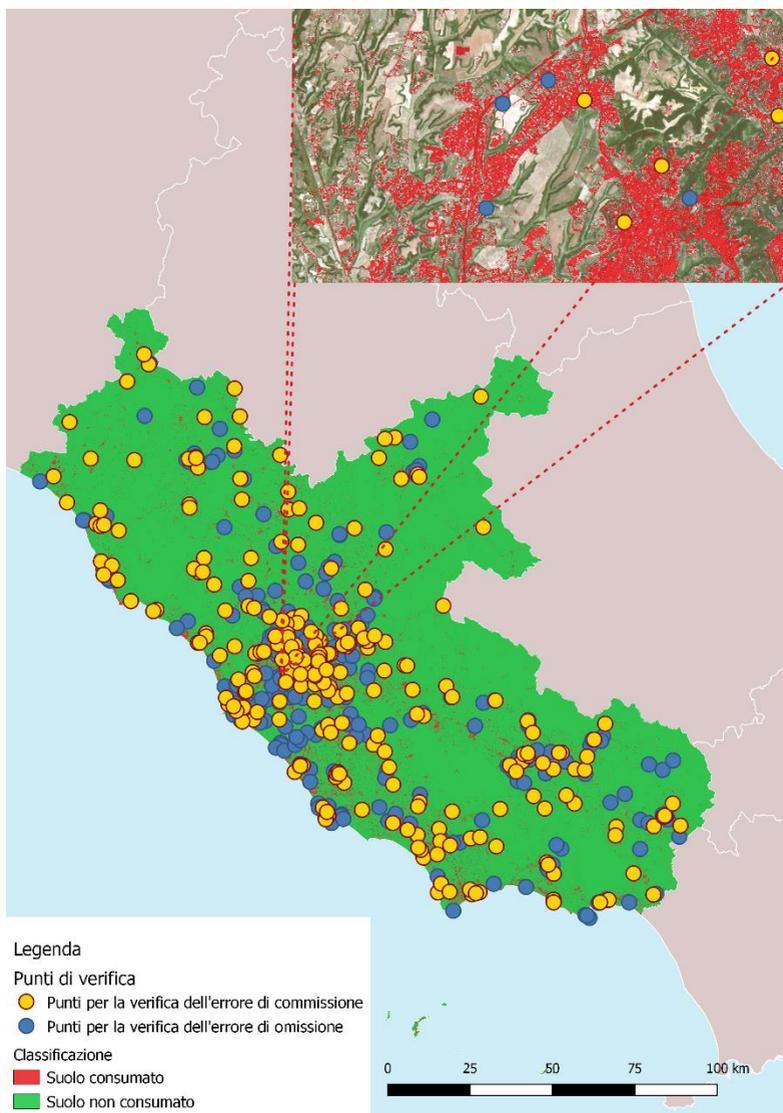


Figura 44: campione di punti utilizzato per l'analisi dell'accuratezza della classificazione; in alto, un dettaglio dei punti sovrapposti all'immagine satellitare

Considerando il campione totale di 500 punti si ottiene la matrice di accuratezza rappresentata nella Tabella 15, da cui è possibile calcolare l'accuratezza globale. Tuttavia, tale matrice è influenzata dalla stratificazione dei punti.

L'accuratezza globale della classificazione risulta dell'85,4%. Per avere indicazioni sulle tipologie di errore occorre calcolare altri indicatori di accuratezza.

Tabella 15: matrice di accuratezza utilizzando il totale di 500 punti

		Verità	
		Suolo non consumato	Suolo consumato
Classificazione	Suolo non consumato	191	59
	Suolo consumato	14	236

La stratificazione dei punti permette di calcolare gli errori di omissione e commissione per la singola classe di "Suolo consumato".

In particolare, dei 250 punti stratificati utilizzati per valutare gli errori di commissione, 14 sono stati erroneamente classificati (come "Suolo consumato"), pertanto l'errore di commissione (EC) è:

$$EC = \frac{14}{250} = 5,60\%$$

Quindi, l'accuratezza dell'*utilizzatore* è pari al 94,40%, con un'incertezza di $\pm 1,45\%$.

Per quanto riguarda l'errore di omissione, sono stati rilevati 59 punti errati del campione stratificato nella classe "Suolo non consumato" (cioè classificati come "Suolo consumato"). L'errore di commissione della classe "Suolo non consumato" (ENC) è pari a:

$$ENC = \frac{59}{250} = 23,60\%$$

A cui corrisponde un'incertezza di $\pm 2,69\%$.

È quindi possibile calcolare l'errore di omissione, nota la superficie dello strato utilizzato per la stratificazione. In particolare:

- superficie degli strati CORINE Land Cover (Area CLC) = 1.005,2km²
- superficie della classe "Suolo consumato" all'interno dello strato CORINE Land Cover (Area suolo consumato CLC) = 533,1km²

Quindi l'area dello strato utilizzato per la stratificazione:

$$\begin{aligned} Area\ strato &= Area\ CLC - Area\ suolo\ consumato\ CLC \\ &= 1.005,2 - 533,1 = 472,1km^2 \end{aligned}$$

L'area di omissione stimata è:

$$\begin{aligned} Area\ omissione &= ENC \cdot Area\ strato = 23,6\% \cdot 472,1 \\ &= 111,4\ km^2 \end{aligned}$$

Conoscendo quindi la superficie classificata come suolo consumato per l'intera area di studio (Area classe suolo consumato), è possibile calcolare l'errore di omissione (EO):

$$EO = \frac{Area\ omissione}{Area\ classe\ suolo\ consumato} = \frac{111,4}{996,5} = 11,2\%$$

A cui corrisponde un'accuratezza del *produttore* pari a 88,8%.
L'incertezza è calcolabile come:

$$\begin{aligned} \text{Incertezza EO} &= \text{Incertezza ENC} \cdot \frac{\text{Area strato}}{\text{Area classe suolo consumato}} \\ &= 23,6 \cdot \frac{472,1}{996,5} = 1,27\% \end{aligned}$$

La Figura 45 riassume graficamente le stime dell'accuratezza dell'*utilizzatore* e del *produttore*, che superano entrambe la soglia obiettivo dell'85%.

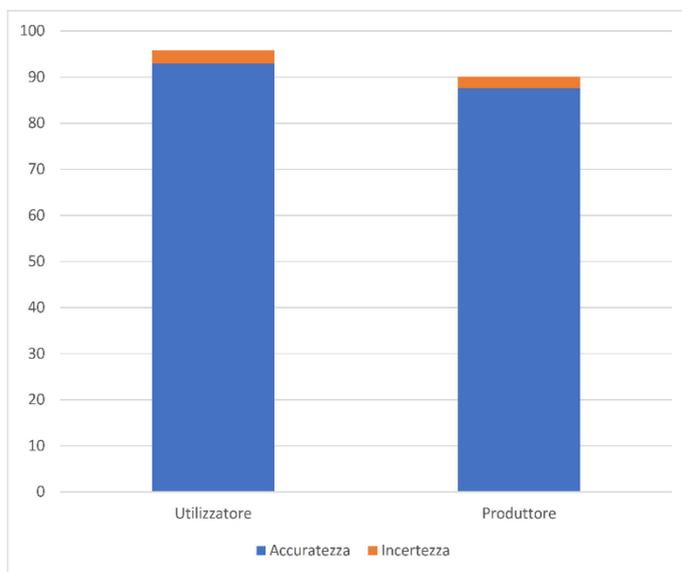


Figura 45: grafico dell'accuratezza dell'utilizzatore e del produttore e le rispettive incertezze sulla stima

5 Utilità della metodologia per il monitoraggio del paesaggio

Il monitoraggio del paesaggio, così come discusso nel primo capitolo di questa tesi, è necessario per comprendere i cambiamenti che avvengono sulla superficie del suolo. Il monitoraggio permette quindi una maggiore consapevolezza nelle attività di pianificazione e urbanistica, tramite la conoscenza dei processi di trasformazione avvenuti in passato e ancora in corso nel territorio.

Il telerilevamento e l'evoluzione delle tecniche di monitoraggio hanno permesso di migliorare l'acquisizione di informazioni sulla copertura del suolo. In particolare, questa ricerca ha cercato di sfruttare la recente disponibilità gratuita di immagini satellitari ad alta risoluzione, per sviluppare una metodologia di monitoraggio rapida, economica, ed al contempo semplice ed automatica.

Questa tesi ha individuato due principali obiettivi (Figura 46):

- il primo obiettivo è specifico del consumo di suolo, cioè la stima del consumo e dei cambiamenti avvenuti;
- il secondo obiettivo, più ampio, è volto a migliorare il sistema del monitoraggio del paesaggio tramite l'apertura dei dati, facilitando l'accessibilità alle informazioni di copertura del suolo e quindi il trasferimento delle conoscenze nelle diverse discipline che studiano il paesaggio.

Questi due obiettivi sono quindi stati oggetto di due percorsi paralleli di ricerca, accomunati dalla metodologia di

classificazione semi-automatica, che hanno portato allo sviluppo di un algoritmo di classificazione innovativo ed una applicazione fruibile gratuitamente, che permette la realizzazione pratica della metodologia (Figura 46).

Coerentemente con il primo obiettivo, l'applicazione al caso di studio ha portato a stimare il suolo consumato nella Regione Lazio.

In accordo con il secondo obiettivo, si è cercato di diffondere nella comunità scientifica l'utilizzo dell'applicazione Semi-Automatic Classification Plugin, tramite la pubblicazione in internet di vari esempi (tutorial) in lingua inglese; ciò ha portato ad un progressivo aumento dell'uso dell'applicazione in vari ambiti scientifici, e numerosi articoli scientifici ne hanno citato l'utilizzo. Nei successivi paragrafi viene quindi discusso come l'apertura della metodologia e dell'applicazione sviluppata in questa tesi possano incentivare gli studi del paesaggio che richiedono informazioni aggiornate e specifiche sull'evoluzione delle sue caratteristiche fisiche (copertura del suolo).

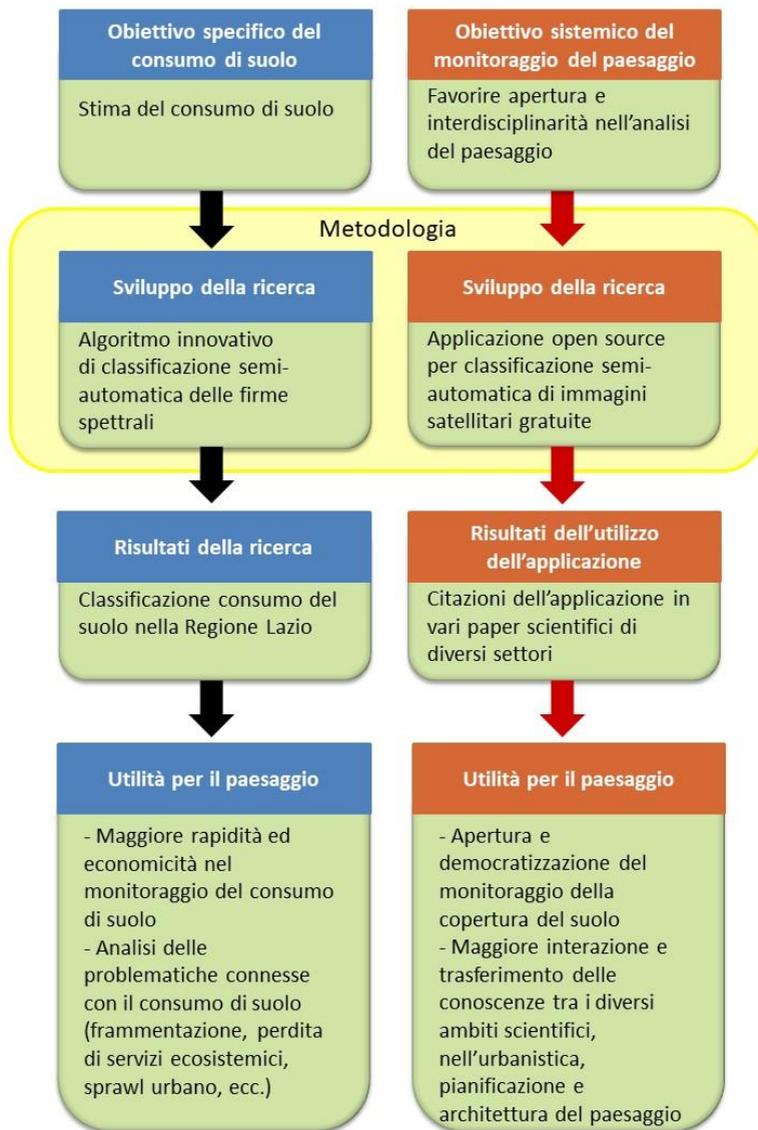


Figura 46: schema concettuale degli obiettivi e dei risultati di questa tesi, in riferimento all'utilità per il paesaggio

5.1 Contributo di questa ricerca al monitoraggio del consumo di suolo

In questo capitolo sono riassunti i principali contributi che questa tesi ha cercato di apportare relativamente al monitoraggio del consumo di suolo, rispondendo quindi agli obiettivi prefissati.

Analisi del consumo di suolo nella Regione Lazio

Questa tesi ha prodotto una cartografia del suolo consumato nella Regione Lazio, che ha permesso di quantificare il consumo di suolo tra il 2016 e 2017.

In questo paragrafo è utile analizzare i risultati ottenuti dalle classificazioni del suolo consumato nella Regione Lazio, in particolare confrontandoli con i dati ISPRA relativi all'ultimo rapporto sul consumo di suolo (ISPRA, 2018). Questo, non solo per validare le stime ottenute, ma soprattutto per analizzare le criticità dell'approccio semi-automatico rispetto ai dati ISPRA molto accurati e realizzati principalmente per fotointerpretazione.

Al livello regionale, emerge un errore di omissione tra la classificazione 2017 ed il dato ISPRA pari a circa 45.000 ha, cioè superfici che la classificazione non ha rilevato (Figura 47).

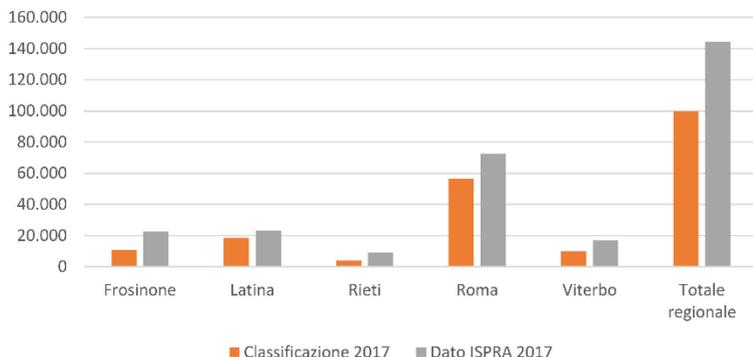
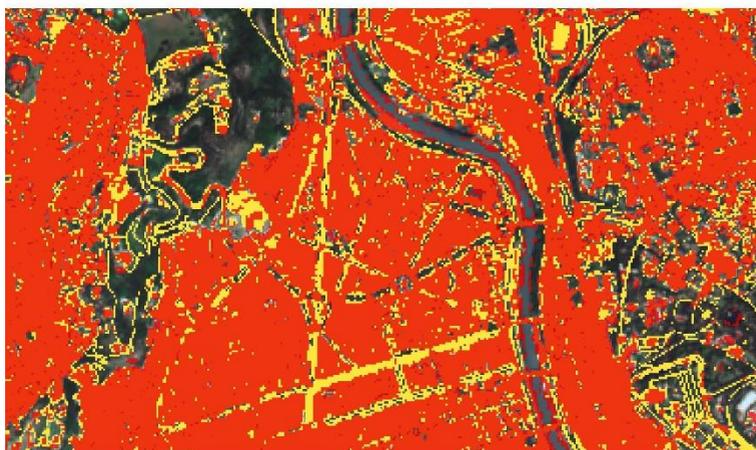


Figura 47: confronto tra la superficie di suolo consumato risultante dalla classificazione 2017 ed il dato ISPRA (ISPRA, 2018)

Tra gli errori di omissione emergono alcuni casi dovuti sia al sistema di classificazione, sia al dato utilizzato. Ad esempio, i viali alberati (Figura 48) non sono stati classificati come suolo consumato in quanto la copertura del pixel è vegetata (coperta dalla chioma degli alberi), tuttavia al di sotto della vegetazione sono presenti strade, quindi suolo consumato. Il dato ISPRA, che è realizzato tramite fotointerpretazione, considera anche i viali alberati come suolo consumato, tuttavia tali aree sono omesse nella classificazione prodotta in questa ricerca (Figura 49). Questo limite dovuto all'uso di immagini satellitari può essere superato tramite l'utilizzo di dati ancillari come OpenStreetMap, un dato vettoriale gratuito che mappa le strade sul territorio nazionale (ISPRA, 2017).



Figura 48: le chiome degli alberi lungo i viali possono nascondere alla vista del satellite le aree asfaltate sottostanti, causando errori di classificazione



Legenda

- Classificazione
■ Suolo consumato
- Dato ISPRA
■ Suolo consumato

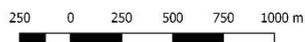


Figura 49: esempio di errore di classificazione dovuto alla presenza di viali alberati; in alto l'immagine satellitare in cui si possono notare le strade alberate; in basso la classificazione del suolo consumato (in rosso), ed il dato ISPRA (in giallo) che include le strade alberate omesse dalla classificazione

A riprova di quanto influiscano le strade nella mappatura del suolo consumato, è stata realizzata una elaborazione della classificazione del 2017 aggiungendo i dati ancillari delle strade ai pixel di suolo consumato; in particolare è stato utilizzato il dato gratuito OpenStreetMap. L'aggiunta delle strade che non sono state mappate in maniera semi-automatica ha portato ad un notevole incremento della superficie classificata come suolo consumato, pari a circa 25.000 ha, ed ha avvicinato notevolmente le superfici della classificazione con le stime del dato ISPRA (Figura 50).

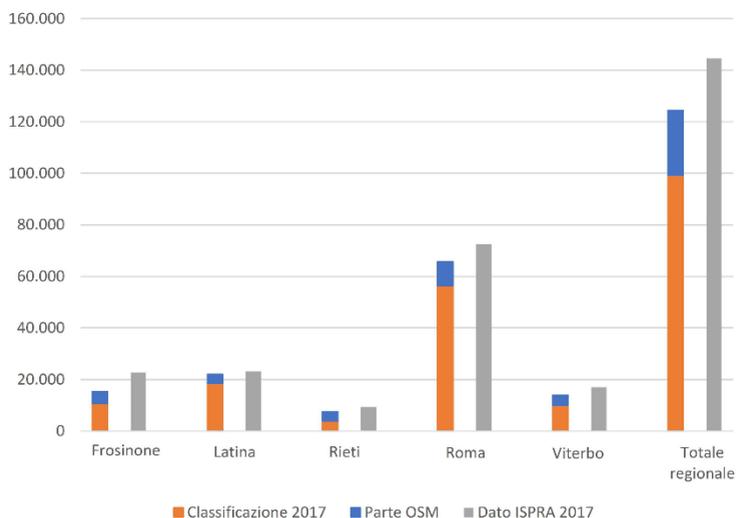


Figura 50: confronto tra la superficie di suolo consumato risultante dalla classificazione 2017, a cui sono state aggiunte le strade del dato OpenStreetMap (OSM), ed il dato ISPRA (ISPRA, 2018); si può notare come la parte delle strade (in blu) contribuisca a rendere le stime più prossime al dato ISPRA

Quindi, escludendo le strade, rimangono circa 20.000 ha di suolo consumato che porterebbero alle stime esatte del dato ISPRA; questa parte rimanente è principalmente costituita da case sparse e elementi di piccole dimensioni che la classificazione non è stata in grado di rilevare, specialmente se tali elementi sono in prossimità di aree vegetate (Figura 51).

Nella Figura 52 è rappresentata un'area in cui sono presenti case sparse e strade minori. La classificazione ha individuato le aree più dense dell'urbanizzato, mentre le case isolate e le strade minori, la cui dimensione è prossima a quella del pixel dell'immagine Sentinel-2, sono state omesse. Il dato ISPRA invece include anche queste case sparse e le strade.

Per quanto concerne gli errori di commissione, il litorale costituito da spiagge e rocce (Figura 53) costituisce un'area critica per la classificazione automatica. La maggior parte delle spiagge del litorale è stata classificata come suolo consumato (Figura 54), in quanto la firma spettrale è molto simile (l'assenza di vegetazione non permette di sfruttare il dato del NDVI massimo); pertanto questi errori sono stati rimossi manualmente nella fase di rifinitura della classificazione.

Altri errori di commissione, in particolare nelle aree agricole, sono dovuti alla similarità spettrale tra suolo consumato e suolo nudo. Laddove il metodo di rifinitura con il dato NDVI massimo non avesse rimosso tali errori, si è proceduto alla rimozione manuale.



Figura 51: immagini di edifici sorti in prossimità di aree vegetate; la risoluzione delle immagini satellitari rende difficoltosa la classificazione di questi piccoli edifici, la cui firma spettrale si mescola con la vegetazione circostante



Legenda

Classificazione

■ Suolo consumato

Dato ISPRA

■ Suolo consumato

250 0 250 500 750 1000 m



Figura 52: esempio di errore di omissione di piccoli elementi come case sparse e strade di piccole dimensioni; in alto l'immagine satellitare; in basso la classificazione del suolo consumato (in rosso), ed il dato ISPRA (in giallo) che include le case sparse e le strade omesse dalla classificazione



Figura 53: immagini del litorale; la sabbia e le rocce hanno firme spettrali molto simili a quelle del suolo consumato; la presenza di edifici e strutture in prossimità del litorale determina la necessità di fotointerpretare queste aree per distinguere il suolo consumato



Legenda

Classificazione
■ Suolo consumato

250 0 250 500 750 1000 m



Figura 54: esempio di errore di commissione nel litorale; in alto l'immagine satellitare in cui si può notare la spiaggia caratterizzata da sabbia chiara; in basso la classificazione intermedia del suolo consumato (in rosso), che ha incluso la spiaggia (rimossa nella fase di rifinitura della classificazione finale)

Relativamente ai cambiamenti di suolo consumato tra il 2016 e il 2017, c'è una sostanziale coerenza tra la classificazione prodotta ed il dato ISPRA. La classificazione ha rilevato i cambiamenti di maggior entità, anche se al livello geometrico vi sono alcune differenze dovute alla differente metodologia di classificazione (semi-automatica in questa tesi, fotointerpretazione per il dato ISPRA), che determinano alcuni scostamenti in termini di superficie.

I cantieri stradali (Figura 55), che nel caso degli assi viari maggiori raggiungono lunghezze notevoli, possono consumare svariate decine di ettari di suolo.

Nella Figura 56 è rappresentato il confronto tra i cambiamenti di suolo consumato rilevati dal dato ISPRA e dalla classificazione, dovuti alla costruzione di un nuovo tratto della strada statale 675 "Umbro Laziale" (tratto "Cinelli-Monte Romano Est"); si può notare come la gran parte della nuova strada (in parte ancora cantiere), sia stata individuata come cambiamento sia dal dato ISPRA sia dalla classificazione.

Altri elementi che possono consumare molti ettari di suolo sono gli impianti fotovoltaici (Figura 57). Nel confronto tra i cambiamenti rilevati dalla classificazione ed il dato ISPRA, emerge un'area coperta da nuovi impianti fotovoltaici nella Provincia di Viterbo (Montalto di Castro), che non è stata identificata come suolo consumato nella classificazione 2017, ma che invece è un cambiamento rilevato dal dato ISPRA (Figura 58). Tali impianti fotovoltaici, costruiti durante il 2017 in aree agricole, non sono stati rilevati per via della presenza di vegetazione nei primi mesi dell'anno (che ha causato valori elevati del dato NDVI massimo), quindi sono stati rimossi dalla classificazione nella fase di rifinitura. Questi cambiamenti, avvenuti nel corso del 2017, emergeranno

quindi in una successiva classificazione relativa al 2018. Ciò evidenzia come l'intervallo temporale delle immagini utilizzate possa influenzare la mappatura del consumo di suolo.

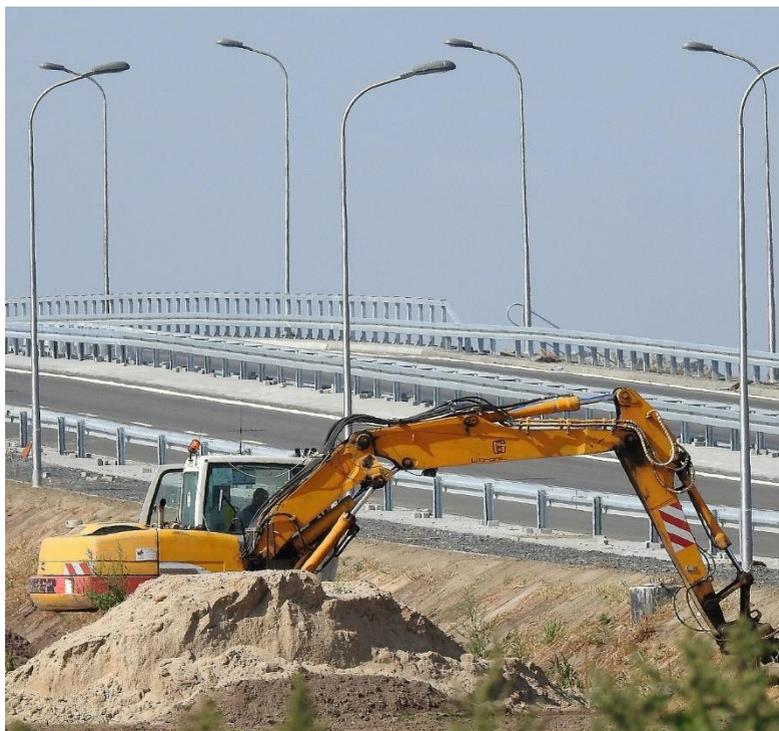


Figura 55: immagine di un cantiere stradale; gli assi viari, a causa della loro lunghezza, possono incidere notevolmente sul consumo di suolo



Legenda

Consumo di suolo

■ Cambiamento rilevato solo dal dato ISPRA

■ Cambiamento rilevato solo dalla classificazione

■ Cambiamento rilevato nel dato ISPRA e nella classificazione

250 0 250 500 750 1000 m

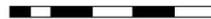


Figura 56: confronto del consumo di suolo nel periodo 2016-2017 rilevato dal dato ISPRA e dalla classificazione; nell'esempio, in alto l'immagine satellitare in cui si nota una parte del nuovo tratto "Cinelli-Monte Romano Est" della strada statale 675 "Umbro Laziale"; in basso il confronto tra i cambiamenti (nuovo suolo consumato) rilevati dal dato ISPRA e dalla classificazione



Figura 57: immagini di impianti fotovoltaici la cui installazione può consumare vari ettari di suolo, in particolare in aree agricole



Legenda

Dato ISPRA

 Suolo consumato

250 0 250 500 750 1000 m



Figura 58: nuovi impianti fotovoltaici costruiti nel Comune di Montalto di Castro (immagine in alto), che sono stati rilevati dal dato ISPRA (ISPRA, 2018) come nuovo suolo consumato tra il 2016 e il 2017 (immagine in basso)

Innovazione della metodologia di classificazione

Come descritto nel capitolo 2 Evoluzione del monitoraggio del consumo di suolo, varie tecniche sono state sviluppate per monitorare il consumo di suolo, e negli ultimi anni molte di queste tecniche hanno utilizzato il telerilevamento insieme a processi di classificazione semi-automatica.

Tra le principali difficoltà tecniche di classificazione vi è la similarità spettrale tra suolo consumato e suolo nudo, che in relazione alla risoluzione spettrale delle immagini utilizzate, può causare errori di confusione tra le due classi. In particolare, il numero limitato di bande spettrali delle immagini disponibili gratuitamente (Sentinel-2) comporta che i valori delle firme spettrali di alcune aree di suolo nudo siano quasi identici ai valori di alcuni tipi di suolo consumato; ne consegue che gli algoritmi di classificazione che calcolano la distanza spettrale (es. Minima Distanza, Massima Verosimiglianza) possono classificare erroneamente tali aree (Sliuzas, Gorte, Mtalo, 2000).

Questa tesi ha cercato di apportare un ulteriore contributo al monitoraggio del consumo di suolo, sviluppando una metodologia volta a semplificare il processo di classificazione (3 Materiali e metodi). La metodologia sviluppata considera le firme spettrali dei materiali definendo degli intervalli spettrali che permettono l'attribuzione di una classe di copertura del suolo ai pixel dell'immagine. La principale innovazione consiste nella possibilità di definire in maniera intuitiva ed interattiva tali intervalli spettrali, permettendo al contempo di classificare rapidamente ampie aree di territorio.

A differenza di altri algoritmi di classificazione che valutano la similarità spettrale, l'algoritmo sviluppato in questa tesi valuta l'inclusione o esclusione delle firme spettrali rispetto agli intervalli

spettrali definiti. In particolare, definendo degli intervalli spettrali che non si sovrappongono totalmente è possibile distinguere firme spettrali molto simili tra loro, come suolo nudo e suolo consumato (si veda paragrafo 4.1).

Nella Figura 59 è illustrato un grafico che rappresenta due firme spettrali particolarmente simili di suolo nudo e suolo consumato, ottenute da immagini Sentinel-2. La distanza euclidea tra queste due firme è pari a 0,06 e l'angolo spettrale è solamente 5,2°; quindi utilizzando l'algoritmo della Minima Distanza o dell'Angolo Spettrale queste due firme potrebbero essere facilmente confuse, considerando anche la variabilità spettrale, la deviazione standard per queste due firme spettrali supera il valore 0,02 in molte bande spettrali (Tabella 16).

L'algoritmo della Firma Spettrale permette di considerare degli intervalli spettrali definiti in modo che non si sovrappongano nell'ultima banda (banda 12), permettendone la classificazione indipendentemente dalla distanza spettrale.

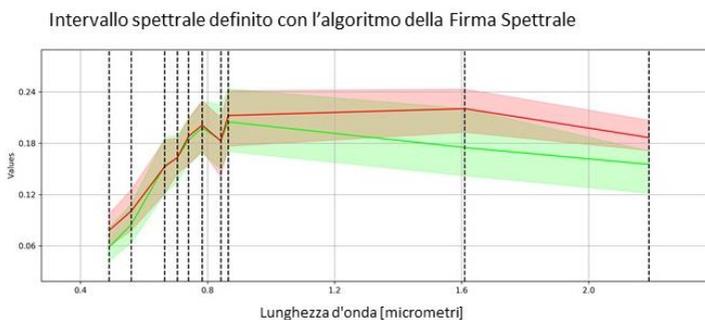
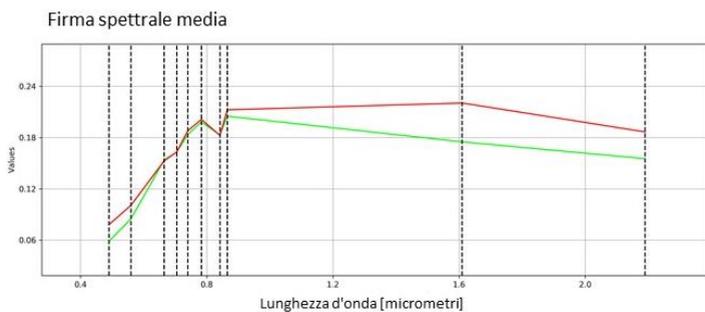
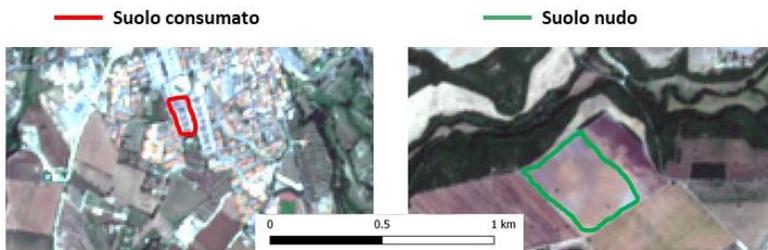


Figura 59: confronto tra suolo consumato e suolo nudo, i valori delle firme spettrali medie e gli intervalli definiti con l'algoritmo della Firma Spettrale

Tabella 16: valore medio e deviazione standard delle firme spettrali illustrate in Figura 59

Lunghezza d'onda [micrometri]	Suolo consumato valore medio (deviazione standard)	Suolo nudo valore medio (deviazione standard)
0,49	0,07799 (0,00778)	0,05862 (0,00603)
0,56	0,10082 (0,00961)	0,08498 (0,00768)
0,665	0,15259 (0,01295)	0,15365 (0,01338)
0,705	0,16315 (0,00959)	0,16309 (0,0137)
0,74	0,18788 (0,01249)	0,18345 (0,01415)
0,783	0,20114 (0,01365)	0,19809 (0,01593)
0,842	0,18253 (0,0156)	0,18312 (0,01649)
0,865	0,21237 (0,01626)	0,20493 (0,01851)
1,61	0,22033 (0,01431)	0,17489 (0,02204)
2,19	0,18656 (0,01196)	0,15525 (0,01831)

La facilità di definizione degli intervalli spettrali che definiscono le classi ha lo scopo di rendere più veloce il processo di classificazione. In questa tesi infatti è stato possibile realizzare rapidamente ed economicamente la mappatura della copertura del suolo per l'intera Regione Lazio, permettendo la stima del consumo di suolo. Quindi, la metodologia sviluppata può essere considerata come valida alternativa alle tecniche già esistenti per monitorare il consumo di suolo.

Come mostrato nel recente Rapporto sul consumo di suolo dell'ISPRA (2018), la realizzazione di una mappatura del suolo consumato è molto utile per analizzare altre problematiche che riguardano il paesaggio, come la frammentazione, lo *sprawl* urbano, e la perdita di servizi ecosistemici.

5.2 Contributo di questa ricerca al monitoraggio aperto del paesaggio

I fenomeni complessi che coinvolgono i cambiamenti del paesaggio e le varie problematiche ambientali, richiedono uno studio sistemico e multidisciplinare tale da descriverne e comprenderne le relazioni, le cause e gli impatti (Verburg et al., 2013). È quindi necessaria una maggiore corresponsabilità tra le diverse figure professionali che si occupano di paesaggio, favorendo il libero accesso alle informazioni.

Il telerilevamento, come ampiamente discusso in questa tesi, può contribuire al monitoraggio delle caratteristiche fisiche del paesaggio grazie alla possibilità di acquisire informazioni periodicamente e su ampie zone. Tra le principali tecniche, la fotointerpretazione fornisce la maggior precisione nel monitoraggio, tuttavia richiede tempi di realizzazione generalmente più lunghi rispetto alle tecniche di classificazione semi-automatica (capitolo Evoluzione del monitoraggio del consumo di suolo 2). Inoltre, l'applicazione di tali tecniche ha solitamente richiesto il lavoro di specialisti di telerilevamento che realizzino le varie fasi di preprocessamento e processamento necessarie per produrre una classificazione della copertura del suolo.

In questa tesi, la realizzazione dell'applicazione open source ha permesso di concretizzare la metodologia sviluppata, rendendo automatici la maggior parte dei processi di elaborazione delle immagini satellitari. Lo scaricamento delle immagini ed il preprocessamento sono infatti eseguibili in modo automatico tramite l'applicazione sviluppata, permettendone l'utilizzo anche

a professionisti o ricercatori che non abbiano conoscenza delle tecniche di conversione e correzione atmosferica.

L'intenzione di questa ricerca è quindi di contribuire all'apertura e democratizzazione del monitoraggio della copertura del suolo, fornendo un'applicazione di facile utilizzo. Da questa facilità di accesso, dovrebbe quindi scaturire una maggiore disponibilità di informazioni sulla copertura del suolo adatta ai vari casi di studio. Quindi, questo potrebbe favorire una maggiore interazione e trasferimento delle conoscenze tra i diversi ambiti scientifici, in particolare nell'urbanistica, pianificazione e architettura del paesaggio.

Per esempio, nell'ambito dell'architettura del paesaggio la metodologia presentata in questa tesi potrebbe essere utilizzata per analizzare gli effetti della crescita urbana nel tempo, in particolare in relazione con il patrimonio architettonico. Uno studio di questo tipo richiederebbe la classificazione della copertura del suolo in vari anni o decenni (ad esempio utilizzando le immagini Landsat che hanno un ampio archivio storico), permettendo quindi un'analisi diacronica da integrare con le informazioni locali.

In un'ottica pianificatoria, la possibilità di ottenere informazioni sull'evoluzione urbana comparabili nel tempo rappresenta un notevole aumento della capacità di valutazione delle politiche urbane, analizzandone gli effetti anche in relazione con altri fattori che influenzano la struttura urbana e la funzionalità (Brook & Davila, 2000).

La Figura 60 riporta a titolo illustrativo e non esaustivo, alcuni dei possibili utilizzi della metodologia di classificazione semi-automatica, applicata a vari ambiti che affrontano lo studio del paesaggio con differenti prospettive. In particolare, gli ambiti

riportano esempi di studi che hanno utilizzato l'applicazione sviluppata in questa tesi, e che saranno descritti in dettaglio nel paragrafo seguente.

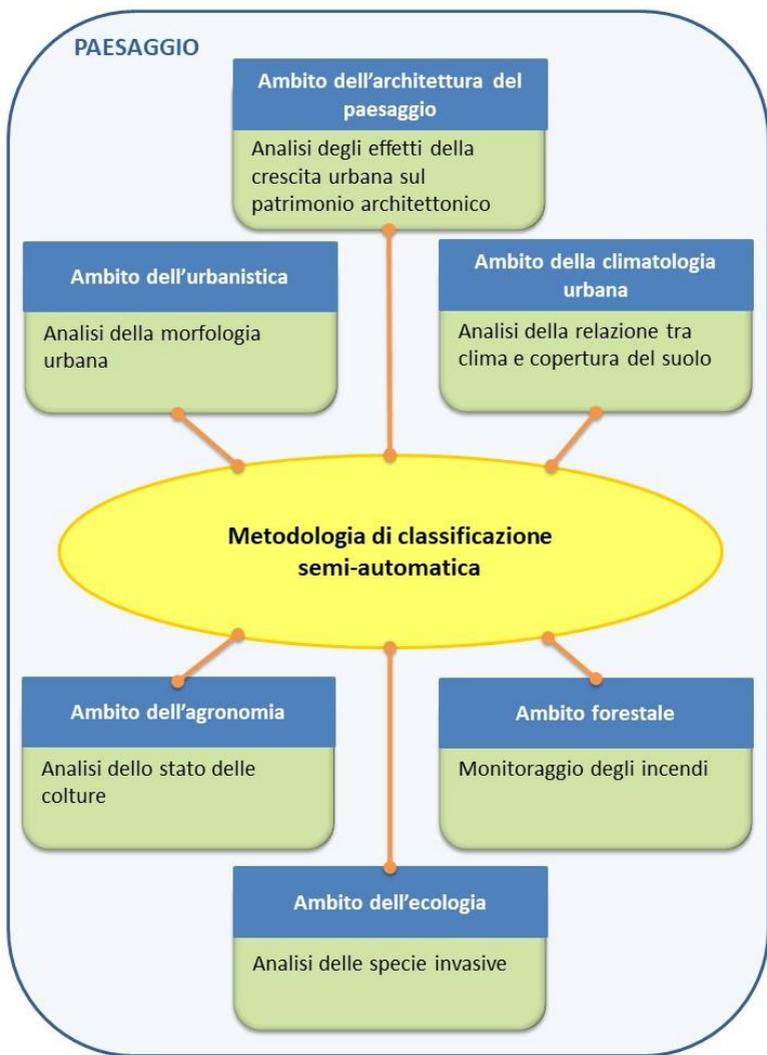


Figura 60: schema illustrativo di alcuni possibili utilizzi della metodologia di classificazione semi-automatica nei vari ambiti dello studio del paesaggio

Studi scientifici che hanno utilizzato l'applicazione sviluppata in questa tesi

L'applicazione open source per il monitoraggio della copertura del suolo è stata sviluppata con l'intento di rendere il monitoraggio fruibile e adattabile a diverse discipline che studiano il paesaggio. La stessa metodologia di classificazione sviluppata può essere adattata a vari ambiti oltre l'analisi del consumo di suolo descritta in questa tesi.

A tal fine, si è cercato di descriverne l'utilizzo tramite la realizzazione di guide online accessibili liberamente al sito <https://fromgistors.blogspot.com/search/label/Tutorial> . Queste guide descrivono l'uso dell'applicazione sviluppata con esempi in formato testo e video. Ciò ha permesso quindi di far conoscere alla comunità scientifica l'applicazione, in particolare per facilitarne l'utilizzo anche a ricercatori di altre discipline che non avessero esperienza con il telerilevamento.

Vari studi scientifici (escludendo ovviamente quelli realizzati dal sottoscritto) hanno citato l'uso dell'applicazione *Semi-Automatic Classification Plugin* (Congedo, 2017) per classificare la copertura del suolo e analizzare vari aspetti di rilevanza ambientale e paesaggistica.

Alcuni di questi studi hanno analizzato l'evoluzione di aree urbane nel tempo, tra cui:

- Effetti della crescita urbana sul patrimonio architettonico nei pressi dei monasteri buddisti nell'altopiano del Tibet (Zhang, Zhang, Sun, 2018). Il plugin è stato utilizzato per la classificazione della crescita urbana.
- Analisi della morfologia urbana e relazione modelli meteorologici (Darmanto, Varquez, Kanda, 2017). Il plugin

è stato utilizzato per la classificazione della copertura del suolo.

- Monitoraggio dei cambiamenti di copertura del suolo in paesaggi tropicali (De Alban, et al., 2018). Il plugin è stato utilizzato per il calcolo dei cambiamenti.

Altri studi hanno valutato la variazione nel tempo della temperatura al suolo per identificare e stimare l'isola di calore urbano, utilizzando il plugin per il calcolo di indici vegetazionali e temperatura al suolo (Barbieri, Despini, Teggi, 2018; Lillo-Saavedra, et al., 2018).

Vari articoli hanno citato l'uso del plugin in ambito agricolo, tra cui:

- Analisi della compattazione dei suoli in agricoltura dovuta a macchine agricole in Germania (Kuhwald, et al., 2018). Il plugin è stato utilizzato per la classificazione delle colture.
- Analisi dei pesticidi in agricoltura e della contaminazione dei fiumi (Model, et al., 2018). Il plugin è stato utilizzato per classificare la copertura del suolo.
- Agricoltura di precisione utilizzando indici spettrali (Escolà, et al., 2017). Il plugin è stato utilizzato per il processamento di immagini Sentinel-2.

Altri articoli hanno utilizzato il plugin per il monitoraggio delle foreste e degli incendi, tra cui:

- Monitoraggio delle specie vegetali nelle foreste del Marocco (Mohajane, et al., 2017). Il plugin è stato utilizzato per la classificazione delle specie vegetali.

- Monitoraggio delle specie invasive in Brasile (Lehmann, et al., 2017). Il plugin è stato utilizzato per la classificazione della copertura del suolo.
- Monitoraggio degli incendi boschivi (Sánchez Sánchez, et al., 2018). Il plugin è stato utilizzato per il processamento di immagini Sentinel-2 e l'analisi delle firme spettrali.
- Analisi della severità degli incendi boschivi (Whitman, et al., 2018). Il plugin è stato utilizzato per la conversione in riflettanza delle immagini Landsat. Analisi della severità degli incendi tramite indici spettrali (Mallinis, Mitsopoulos, Chrysafi, 2018). Il plugin è stato utilizzato per la conversione in riflettanza di immagini Sentinel-2 e Landsat.
- Analisi delle mangrovie (Valderrama-Landeros, et al., 2017). Il plugin è stato utilizzato per il processamento di immagini Sentinel-2.

Inoltre, il plugin è stato utilizzato per classificare la copertura del suolo in ambito ecologico, per analizzare la distribuzione dei primati nelle foreste in Nigeria (Goodwin, et al., 2017) ed in ambito climatologico ed idrologico per:

- Analisi delle precipitazioni in relazione alla copertura del suolo per il bilancio idrologico (Eeckman, et al., 2017). Il plugin è stato utilizzato per la classificazione della copertura del suolo.
- Analisi della climatologia urbana (Neiva, da Silva, Cardoso, 2017). Il plugin è stato utilizzato per la classificazione della copertura del suolo.

Oltre alle sopracitate pubblicazioni scientifiche, il plugin è stato oggetto di un corso gratuito (webinar) realizzato dal dipartimento ARSET (*Applied Remote Sensing Training*) della NASA, sull'uso del plugin per la classificazione di immagini Landsat (disponibile online al sito <https://arset.gsfc.nasa.gov/land/webinars/advanced-land-classification>).

Risulta quindi positivo che l'applicazione sviluppata in questa tesi sia stata considerata in vari ambiti scientifici permettendo di analizzare la relazione tra copertura del suolo e altre variabili ambientali. Ciò è in piena coerenza con l'obiettivo di democratizzazione dell'analisi del paesaggio e di apertura nell'utilizzo dei dati telerilevati.

Inoltre, la varietà di ambiti in cui è stato utilizzato il plugin mostra l'utilità e versatilità del telerilevamento in un'ampia gamma di applicazioni, che quindi permettono di monitorare le caratteristiche fisiche del paesaggio secondo approcci multidisciplinari.

6 Conclusioni

Questa ricerca ha sviluppato una metodologia innovativa per il monitoraggio delle caratteristiche fisiche del paesaggio usando immagini satellitari, basata sull'uso delle firme spettrali per la classificazione della copertura del suolo. La metodologia è stata quindi applicata al caso di studio per l'analisi del consumo di suolo nella Regione Lazio, classificando anche altre tipologie di copertura del suolo (vegetazione, suolo nudo, corpi idrici).

Nel capitolo 5 sono già stati commentati in dettaglio i risultati della metodologia, evidenziando il contributo di questa ricerca al monitoraggio del consumo di suolo ed al monitoraggio aperto e multidisciplinare del paesaggio. In questo capitolo sono riassunti i principali aspetti positivi ed i limiti della metodologia sviluppata, considerando quindi le prospettive future di sviluppo.

L'obiettivo principale di questa tesi di garantire un approccio "aperto" al monitoraggio è stato raggiunto in due fasi:

1. lo sviluppo di una metodologia semplice e adattabile anche ad altri casi di studio, in modo da permettere il monitoraggio delle caratteristiche fisiche del paesaggio a diverse professionalità non specializzate in telerilevamento;
2. lo sviluppo di un programma (*Semi-Automatic Classification Plugin*) che permetta l'applicazione della metodologia, e che sia utilizzabile in vari ambiti per il monitoraggio del paesaggio.

L'utilizzo di immagini satellitari permette di aumentare la frequenza e diminuire i costi del monitoraggio del consumo di

suolo tramite classificazioni semi-automatiche. In questa ricerca sono state utilizzate immagini Sentinel-2 (Copernicus) che sono disponibili gratuitamente, permettendo quindi di garantire l'economicità del monitoraggio. Le caratteristiche di queste immagini (risoluzione spaziale e spettrale) sono idonee all'utilizzo di tecniche di classificazione semi-automatica, che hanno il vantaggio di rendere più rapida l'analisi della copertura del suolo. Il principale vantaggio della metodologia proposta consiste nella semplicità di realizzazione delle classificazioni, che permette un'analisi multitemporale delle variazioni del paesaggio. A tal fine, le varie fasi di preprocessamento (correzione del disturbo atmosferico e conversione in riflettanza al suolo) sono state incluse in una catena di processamento automatica, facilitandone l'utilizzo per le professionalità non specializzate in telerilevamento.

Relativamente alla metodologia di classificazione semi-automatica, è stato sviluppato un algoritmo di classificazione (algoritmo della Firma Spettrale della Copertura del Suolo) che permette di definire delle regioni spettrali che caratterizzano i materiali al suolo (paragrafo 3.3). Tale algoritmo è stato applicato per la classificazione del consumo di suolo (e della copertura del suolo) nella Regione Lazio per gli anni 2016 e 2017, permettendo di quantificare l'incremento di consumo di suolo.

L'algoritmo si è dimostrato adatto alla classificazione della copertura del suolo, e la definizione delle regioni spettrali ha permesso di distinguere le varie classi di copertura con tempi di elaborazione rapidi (come descritto nel paragrafo 4.2). La distinzione tra classi e macroclassi (paragrafo 3.1) ha semplificato la gestione delle aree di allenamento, permettendo di considerare la variabilità spettrale delle singole classi di copertura

appartenenti alla stessa categoria di copertura del suolo. Inoltre, l'algoritmo di classificazione ha reso intuitiva e diretta la modifica degli intervalli spettrali che definiscono le varie classi di copertura. Infine, la metodologia ha consentito la rifinitura della classificazione, anche tramite fotointerpretazione diretta, permettendo di migliorare il risultato finale.

Considerando il monitoraggio del consumo di suolo, la metodologia applicata al caso di studio di questa ricerca ha raggiunto gli obiettivi di accuratezza prefissati (cioè superiore all'85% sia al livello globale, sia nelle singole classi); per raggiungere tale accuratezza è stata necessaria la rifinitura della classificazione tramite l'utilizzo di indici spettrali che sintetizzino la variabilità annuale, al fine di rendere più omogenee e comparabili le classificazioni; l'NDVI è stato utilizzato per filtrare le aree con copertura vegetale temporanea ed i suoli agricoli.

La principale criticità nella classificazione è dovuta alla confusione spettrale tra suolo consumato e suolo nudo, che ha causato vari errori di commissione; per rimuovere gli errori più evidenti è stata necessaria la modifica diretta della classificazione tramite fotointerpretazione

Come descritto nel paragrafo 5.1, la differenza considerevole di superficie di suolo consumato stimata in questa tesi, rispetto al dato ufficiale dell'ISPRA (ISPRA, 2018), è dovuta a vari fattori:

1. la definizione di alcune tipologie di suolo consumato non rappresenta una copertura del suolo bensì un uso del suolo: ad esempio le aree estrattive rappresentano un uso del suolo e sono considerate suolo consumato, ma la copertura è suolo nudo che quindi può confondersi con le altre zone naturali o agricole coperte da suolo nudo; in altri casi, la copertura artificiale delle serre in ambito

agricolo non è considerata consumo di suolo (in quanto non comportano una alterazione permanente del suolo), tuttavia la firma spettrale è molto simile ad altri materiali artificiali;

2. la risoluzione spaziale delle immagini utilizzate (10 m) implica spesso la compresenza di vari materiali all'interno dell'area di un pixel, causando la cosiddetta firma spettrale mista (cioè la firma spettrale del pixel è proporzionale alle firme spettrali dei materiali presenti); nel caso di oggetti artificiali di piccole dimensioni (come abitazioni isolate o strade minori molto strette), la firma spettrale dei pixel è spesso influenzata dai materiali circostanti, ad esempio la vegetazione, impedendo quindi la classificazione in modo automatico; per tali motivi il dato ISPRA è ottenuto dalla fotointerpretazione di immagini ad altissima risoluzione (minore di 1 m), ed integra dati ancillari come i dati OpenStreetMap per la mappatura delle strade;
3. la copertura vegetale presente in aree urbane può nascondere alcune aree di suolo consumato; ad esempio, nei viali alberati le chiome degli alberi possono rendere invisibile l'asfalto presente al suolo; anche in questo caso l'utilizzo il dato ISPRA ha beneficiato della fotointerpretazione e di dati ancillari per ovviare a tale problema.

Considerando il primo punto precedentemente elencato, emerge che alcune tipologie di suolo consumato hanno una copertura simile a zone di suolo non consumato, e viceversa. Ne consegue che non tutto il suolo consumato può essere rilevato

esclusivamente dalla copertura del suolo, ma alcune tipologie di suolo consumato (ad esempio le aree estrattive) necessitano di dati ancillari o fotointerpretazione.

Circa il secondo punto, la risoluzione spaziale delle immagini utilizzate, e quindi delle classificazioni ottenute, rappresenta un limite oggettivo nel rilevare oggetti di piccole dimensioni. Inoltre, la differenza di superficie rispetto alla mappatura ISPRA mette in luce quanto gli elementi di piccole dimensioni (in particolare le strade) influiscano sul consumo di suolo.

Per superare il limite della risoluzione spaziale sarebbero necessarie immagini a maggior risoluzione spaziale o dati ancillari. Tuttavia, le immagini multispettrali a maggior risoluzione (ad esempio WorldView, Pleiades, ecc.) non sono attualmente disponibili in modo gratuito (l'acquisto di immagini necessarie per il monitoraggio di aree vaste come un'intera Regione richiederebbe svariati migliaia di Euro), quindi il loro utilizzo non è compatibile con gli obiettivi di questa ricerca.

Inoltre, le firme spettrali sono influenzate dalla stagione di acquisizione dell'immagine satellitare, aumentando quindi la variabilità spettrale dei pixel in particolare delle aree vegetate; per migliorare ulteriormente l'accuratezza sarebbe necessario considerare l'utilizzo di immagini multitemporali, anche grazie all'archivio di immagini disponibili; i dati radar (ad esempio Sentinel-1) potrebbero essere utili per distinguere il suolo nudo da quello consumato, per via del differente modo di riflettere l'energia elettromagnetica (Mastrososa, et al., 2018).

Relativamente al terzo punto del precedente elenco, i dati ancillari non sono sempre disponibili e aggiornati per poter essere utilizzati nell'ambito di un monitoraggio frequente ed annuale; quindi in questa ricerca si è deciso di non utilizzare dati ancillari,

ma analizzare le potenzialità ed i limiti della metodologia di classificazione semi-automatica applicata ad immagini Sentinel-2. In conclusione, questa metodologia non può sostituire il monitoraggio realizzato annualmente dall'ISPRA, in quanto la definizione complessa del consumo di suolo (che comprende anche l'uso) e la risoluzione spaziale delle immagini (non sufficienti per individuare piccole trasformazioni) rendono comunque necessaria un'attenta analisi tramite fotointerpretazione di immagini ad altissima risoluzione. Tuttavia, questa metodologia potrebbe essere integrata per rendere più speditiva la fotointerpretazione, concentrando il lavoro sulle aree individuate tramite una classificazione semi-automatica, almeno per individuare i maggiori cambiamenti, anche con una frequenza di monitoraggio superiore, ad esempio ogni mese.

La mappatura del consumo di suolo ottenuta in questa ricerca, oltre a fornire le stime in termini di superficie, permette ulteriori analisi spaziali quali ad esempio il calcolo delle metriche del paesaggio (ISPRA, 2018). Questo genere di mappature può contribuire anche allo studio dell'isola di calore urbano, analizzando la relazione con l'impermeabilizzazione del suolo (Morabito, et al., 2018). Più in generale, la classificazione della copertura del suolo ottenuta con immagini Sentinel-2 è un dato utile alla stima di vari servizi ecosistemici, come la capacità della vegetazione di rimuovere inquinanti (Fusaro, et al., 2017).

Tuttavia, la risoluzione spaziale delle classificazioni rende questo metodo di monitoraggio maggiormente utile alla scala regionale e provinciale, per individuare le grosse trasformazioni; alla scala comunale e locale, questo metodo può risultare meno adatto per via di fenomeni quali lo *sprawl* urbano, che sono collegati a piccole trasformazioni diffuse.

Questa ricerca ha avuto modo di analizzare un particolare fenomeno (il consumo di suolo), che ha un grande impatto sul paesaggio. L'applicazione della metodologia nella Regione Lazio ha messo in evidenza come il consumo di suolo stia aumentando; resta quindi la necessità politica e pianificatoria di porre un limite al consumo di suolo. In questo senso, la democratizzazione dello studio del paesaggio potrebbe essere di fondamentale importanza per analizzare le conseguenze del consumo di suolo nelle varie componenti del paesaggio.

Uno degli obiettivi di questa ricerca era quindi promuovere un monitoraggio di tipo aperto, cioè con dati e strumenti gratuiti e facilmente disponibili. In tal senso, per espandere l'uso della metodologia ai vari ambiti di monitoraggio del paesaggio, è stata sviluppata una applicazione open source (codice aperto), il *Semi-Automatic Classification Plugin* per QGIS, che permette di eseguire tutti i passaggi operativi descritti nel capitolo 3 Materiali e metodi.

Per divulgare le caratteristiche dell'applicazione e diffondere quindi l'utilizzo della stessa, sono stati realizzati vari esempi (tutorial) disponibili gratuitamente su internet. L'uso dell'applicazione si è diffuso in particolare in ambito universitario, come documentato dagli articoli pubblicati in vari campi, dall'urbanistica, all'architettura del paesaggio, all'analisi della vegetazione e degli ecosistemi (si veda il paragrafo 5.2). Dagli utenti sono giunti vari spunti utili che potranno essere la base per un ulteriore sviluppo futuro dell'applicazione, in particolare per rendere ancor più automatica ed efficiente la parte di allenamento dell'algoritmo di classificazione.

Lo sviluppo di un'applicazione open source che permetta la realizzazione di questa metodologia anche a professionalità non

specializzate in telerilevamento rappresenta un'opportunità per una gestione decentralizzata e più "democratica" del paesaggio. L'apertura del monitoraggio permette un più facile trasferimento delle conoscenze, e può accrescere la corresponsabilità nella gestione del paesaggio come bene comune. L'utilizzo di un'applicazione con codice aperto costituisce inoltre uno strumento di oggettività e replicabilità scientifica, in quanto tutte le elaborazioni sono documentate nei dettagli e liberamente consultabili nel codice sorgente della stessa applicazione.

Le diverse prospettive che le varie professionalità possono applicare nello studio del paesaggio possono assumere un valore superiore nella loro integrazione, così come affermato nella Land System Science (Scienza del Sistema Suolo), in particolare nello studio di fenomeni complessi come il consumo di suolo, e le conseguenze del cambiamento ambientale globale. Questa ricerca può quindi rappresentare uno spunto di interazione tra diverse discipline che studiano il paesaggio, fondata sul principio del libero accesso alle informazioni e agli strumenti necessari al monitoraggio.

La democratizzazione dello studio del paesaggio deve potersi fondare sul confronto ed il dialogo basato su dati comuni, ed in tal senso sono indispensabili la disponibilità di immagini gratuite (come le Sentinel-2) e di strumenti open source. Venendo a cadere i vincoli economici, un numero maggiore di studiosi può analizzare il fenomeno del consumo di suolo, e ciò può favorire la ricerca scientifica e l'innovazione. Questa maggiore conoscenza del fenomeno e delle conseguenze potrebbe quindi favorire la definizione di norme al livello regionale e nazionale per il contenimento del consumo di suolo.

L'apertura del monitoraggio potrebbe sostenere anche la "Citizen science", favorendo un maggiore scambio di informazioni tra ricerca e cittadini: la ricerca con strumenti aperti può accrescere l'interesse dei cittadini verso la tutela del paesaggio (permettendo un maggior coinvolgimento nel monitoraggio), e gli stessi cittadini possono contribuire con le proprie conoscenze del territorio, ad esempio fornendo indicazioni puntuali sulle trasformazioni legate al consumo di suolo.

Bibliografia

Agenzia Europea dell'Ambiente, 2017. *Copernicus Land Service–Pan European Component: CORINE Land Cover*. Copenhagen.

Agenzia Europea dell'Ambiente, 2012. *Guidelines For Verification Of High-Resolution Layers Produced Under Gmes/Copernicus Initial Operations*. (Gio) Land Monitoring 2011 – 2013 version 4.

Agenzia Europea dell'Ambiente, 2006. *Urban sprawl in Europe–the ignored challenge (Report no. 10)*. European Environmental Agency, Copenhagen.

Agenzia Europea dell'Ambiente, 1997. *The concept of environmental space: Implications for Policies*. Environmental Reporting and Assessments. Copenhagen.

Agenzia Spaziale Europea, 2018. *User Guides - Sentinel-2 MSI - Level-2A Product - Sentinel Online*. (accesso online 08/01/2018 <https://earth.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/product-types/level-2a>)

Anderson, J., Hardy, E. E., Roach, J. T., Witmer, R. E., 1976. *A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data*. U.S. Geological Survey, U.S. Government Printing Office.

Bagan, H., & Yamagata, Y., 2012. *Landsat analysis of urban growth: How Tokyo became the world's largest megacity during the last 40 years*. *Remote Sensing of Environment*, 127, 210-22.

Barbieri, T., Despini, F., Teggi, S. 2018. *A Multi-Temporal Analyses of Land Surface Temperature Using Landsat-8 Data and*

Open Source Software: The Case Study of Modena, Italy. Sustainability, 10.

Bellagamba, P., Frisch, G.J., Tamburini, G., 2010. *Urbanistica e consumo di suolo.* Territorio, 52, 30-35.

Blanes, N. & Green, T., 2012. *Panorama of European Land Monitoring.* HELM, Harmonised European Land Monitoring.

Blaschke, T., Hay, G. J., Kelly, M., Lang, S, et al., 2014. *Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm.* ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing , 87:180 – 191.

Burghardt, W., Banko, G., Hoeke, S., et al., 2004. *Task Group 5 On Sealing Soils, Soils in Urban Areas, Land Use and Land Use Planning*. In Van-Camp, et al., 2004, Reports Of The Technical Working Groups Established Under The Thematic Strategy For Soil Protection: Volume - VI, Research, Sealing and Cross-cutting Issues. Office for Official Publications of the European Communities.

Brook, R. M. & Davila, J., 2000. *The Peri-urban Interface: A Tale of Two Cities.* Gwynedd, Wales: School of Agricultural and Forest Sciences, University of Wales and Development Planning Unit, University College London.

Caravaggi, L., Lei, A., 2014. *Mappe per paesaggi dello scarto agricolo.* In Pavia, R., Secchi, R., Gasparini, C., (a cura di), Il territorio degli scarti e dei rifiuti, Quaderni Re-cycle Italy/08, Aracne, Roma, 97-106.

Cardona, O.D., van Aalst, M.K., Birkmann, J, et al., 2012. *Determinants of risk: exposure and vulnerability.* In *Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation.* A Special Report of Working Groups I and II of the

Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). Cambridge University Press, Cambridge and New York.

Chang, C., 2003. *Hyperspectral Imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification*. Springer (Ed.), New York.

Chavez, P. S., 1996. *Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved*. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, American Society of Photogrammetry, 62, 1025-1036.

Clevers, J. & Gitelson, A., 2013. *Remote estimation of crop and grass chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and -3*. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 23, 344 – 351.

Commissione Europea, 2014. *Mapping and Assessment of Ecosystems and their Services - Indicators for ecosystem assessments under Action 5 of the EU Biodiversity Strategy to 2020*. 2nd Report. European Commission.

Commissione Europea, 2013. *An EU Strategy on adaptation to climate change*. Bruxelles, 16.4.2013, SWD (2013) 216.

Commissione Europea, 2012a. *The implementation of the Soil Thematic Strategy and ongoing activities*, COM (2012) 46.

Commissione Europea, 2012b. *Guidelines on best practice to limit, mitigate or compensate soil sealing*, SWD (2012) 101.

Commissione Europea, 2011. *Our life insurance, our natural capital: an EU biodiversity strategy to 2020*. COM (2011) 244 final. Brussels.

Commissione Europea, 2006. *Strategia tematica per la protezione del suolo*. Bruxelles, 22.9.2006, COM (2006) 231.

Congalton, R., & Green, K., 2009. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. Boca Raton, FL: CRC Press.

Congedo, L., 2017. *Semi-Automatic Classification Plugin Documentation*. (accesso online 08/01/2018 <http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.29474.02242/1>).

Congedo, L., Sallustio, L., Munafò, M., Ottaviano, M., Tonti, D., Marchetti, M., 2016. *Copernicus high-resolution layers for land cover classification in Italy*. *Journal of Maps*, 12, 1195-1205.

Consiglio d'Europa, 2000. *European Landscape Convention: Explanatory Report*. (accesso online 08/01/2018 <https://www.coe.int/en/web/conventions/full-list/-/conventions/treaty/176>).

CRCS, 2012, *Rapporto 2012*. Centro di Ricerca sui Consumi di Suolo, INU Edizioni, Milano.

Darmanto, N. S., Varquez, A. C., Kanda, M., 2017. *Urban roughness parameters estimation from globally available datasets for mesoscale modeling in megacities*. *Urban Climate*, 21, 243 – 261.

De Alban, J. D. T., Connette, G. M., Oswald, P., Webb, E. L., 2018. *Combined Landsat and L-Band SAR Data Improves Land Cover Classification and Change Detection in Dynamic Tropical Landscapes*. *Remote Sensing*, 10.

Drusch, M., Bello, U. D., Carlier, S, et al., 2012. *Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services*. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25–36.

Fan, F, Weng, Q, Wang, Y, 2007. *Land Use and Land Cover Change in Guangzhou, China, from 1998 to 2003, Based on Landsat TM /ETM+ Imagery*. *Sensors*, 7:1323-1342.

Fan, F. & Deng, Y., 2014. *Enhancing endmember selection in multiple endmember spectral mixture analysis (MESMA) for urban impervious surface area mapping using spectral angle and*

spectral distance parameters. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 33, 290 – 301.

Eeckman, J., Chevallier, P., Boone, A., Neppel, L., De Rouw, A., Delclaux, F., Koirala, D., 2017. *Providing a non-deterministic representation of spatial variability of precipitation in the Everest region*. Hydrology and Earth System Science, 21, 4879-4893.

Escolà, A., Badia, N., Arnó, J., Martínez-Casasnovas, J. A., 2017. *Using Sentinel-2 images to implement Precision Agriculture techniques in large arable fields: First results of a case study*. Advances in Animal Biosciences, Cambridge University Press, 8, 377–382.

Fisher, P. & Unwin, D., 2005. *Re-Presenting GIS*. Chichester, England: John Wiley & Sons.

Fiumi, L., Congedo, L., Meoni, C., 2014. *Developing expeditious methodology for mapping asbestos-cement roof coverings over the territory of Lazio Region*, Applied Geomatics, Springer Berlin Heidelberg, 6, 37-48.

Fusaro, L., Marando, F., Sebastiani, A., Capotorti, G., Blasi, C., Copiz, R., Congedo, L., Munafò, M., Ciancarella, L., Manes, F. 2017. *Mapping and Assessment of PM10 and O3 Removal by Woody Vegetation at Urban and Regional Level.*, Remote Sensing, 9, 1-17.

Goodwin, R. M., Orimaye, J. O., Okosodo, F. E., Ogunjemite, B. G., Hounbedji, M. G., 2017. The First Sightings of the Red-Bellied Guenon (*Cercopithecus erythrogaster erythrogaster*) on the Western Edge of Southwestern Nigeria. African Primates, 12, 37-53.

Grimmond, S., 2007. *Urbanization and global environmental change: local effects of urban warming*. Geographical Journal, Blackwell Publishing Ltd, 173, 83-88.

Helmer, E. H., & Ruefenacht, B., 2007. *A comparison of radiometric normalization methods when filling cloud gaps in Landsat imagery*. Canadian Journal of Remote Sensing, 33, 325-340.

Huang, S.-L., Wang, S.-H. & Budd, W. W., 2009. *Sprawl in Taipei's peri-urban zone: Responses to spatial planning and implications for adapting global environmental change*. Landscape and Urban Planning, 90(1-2), 20-32.

Huber, S., Prokop, G., Arrouays, D., Banko, G., et al., 2008. *Environmental Assessment of Soil for Monitoring: Volume I Indicators and Criteria*. JRC, Office for the Official Publications of the European Communities.

Indovina, F., 2006. *Governare la città con l'urbanistica. Guida agli strumenti di pianificazione urbana e del territorio*. Maggioli, Rimini.

IPCC, 2014a. *Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part A: Global and Sectoral Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate*. Cambridge University Press, Cambridge and New York.

IPCC, 2014b. *Chapter 23 Europe*. Cambridge, UK, and New York, USA: Cambridge University Press.

IPCC, 2001. *Climate Change 2001: Impacts, Adaptation, and Vulnerability*. Contribution of Working Group II to the Third Assessment Report of the IPCC. Cambridge: Cambridge University Press.

ISPRA, 2017. *Consumo di suolo, dinamiche territoriali e servizi ecosistemici. Edizione 2017*. Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale, Roma.

ISPRA, 2014. *Il consumo di suolo in Italia. Edizione 2014*. Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale, Roma.

ISPRA, 2013. *Il monitoraggio del consumo di suolo in Italia'* Ideambiente, 62:20-31, Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale, Roma.

JARS, 1993. *Remote Sensing Note*. Japan Association on Remote Sensing. http://www.jars1974.net/pdf/rsnote_e.html online accesso 12/02/2018.

Kruse, F.A., Lefkoff, A.B., Boardman J.W., Heidebrecht K.B., et al., 1993. *The Spectral Image Processing System (SIPS) - Interactive Visualization and Analysis of Imaging spectrometer*. Data Remote Sensing of Environment.

Kuhwald, M., Dörnhöfer, K., Oppelt, N., Duttman, R. 2018. *Spatially Explicit Soil Compaction Risk Assessment of Arable Soils at Regional Scale: The SaSciA-Model*. Sustainability, 10.

Lal, R., 2005. *Encyclopedia of Soil Science*. CRC Press, Boca Raton.

Langella, G., Basile, A., Bonfante, A, Mileti, F., Terribile, F., 2016. *Spatial analysis of clay content in soils using neurocomputing and pedological support: a case study of Valle Telesina (South Italy)*. Environmental Earth Sciences. 75:1357, 19.

Lehmann, J. R. K., Prinz, T., Ziller, S. R., Thiele, J., Heringer, G., Meira-Neto, J. A. A., Buttschardt, T. K., 2017. *Open-Source Processing and Analysis of Aerial Imagery Acquired with a Low-Cost Unmanned Aerial System to Support Invasive Plant Management*. Frontiers in Environmental Science, 5, 44.

Lillo-Saavedra, M., García-Pedrero, A., Merino, G., Gonzalo-Martín, C., 2018. *TS2uRF: A New Method for Sharpening Thermal Infrared Satellite Imagery*. Remote Sensing, 10.

Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., Moran, E., 2002. *Assessment of atmospheric correction methods for Landsat TM data applicable to Amazon basin LBA research*. International Journal of Remote Sensing, 23, 2651-2671.

Lu, D., Moran, E., Hetrick, S., 2011. *Detection of impervious surface change with multitemporal Landsat images in an urban-rural frontier*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 66(3), 298-306.

Maes, J., Egoh, B., Willemen, L., et al., 2012. *Mapping ecosystem services for policy support and decision making in the European Union*. Ecosystem Services, 1, 31-39.

Mallinis, G., Mitsopoulos, I., Chrysafi, I., 2018. *Evaluating and comparing Sentinel 2A and Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) spectral indices for estimating fire severity in a Mediterranean pine ecosystem of Greece*. GIScience & Remote Sensing, Taylor & Francis, 55, 1-18.

Marchetti, M., Vizzarri, M., Sallustio, L., 2019. *Towards Countryside Revival: Reducing Impacts of Urban Expansion on Land Benefits: Tools for Governance and Planning of Agrarian Landscape*. In *Agroubanism*, 13, Springer, 207-222.

Marchetti, M., Bertani, R., Corona, P., Valentini, R., 2012. *Changes of forest coverage and land uses as assessed by the inventory of land uses in Italy*. Forest@ 9, 170-184.

Martínez, L. J., 2017. *Relationship between crop nutritional status, spectral measurements and Sentinel 2 images*. Agronomía Colombiana, 35, 205-215.

Mastrososa, S., Crosetto, M., Congedo, L., Munafò, M., 2018. *Land consumption monitoring: an innovative method integrating SAR and optical data*. Environmental Monitoring and Assessment, 190, 588.

Mather, P. & Koch, M., 2011. *Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction*. Wiley.

Maucha, G., 2012. Validation of GMES HR layers with respect to change detection - considerations and proposed methodology. (accesso online 08/01/2018 [https://land.copernicus.eu/eagle/files/meetings/joint-meeting-geoland2-eagle-ms-monina-09-11-march-2011/EL Validation of HR layers finaldraft.pdf](https://land.copernicus.eu/eagle/files/meetings/joint-meeting-geoland2-eagle-ms-monina-09-11-march-2011/EL_Validation_of_HR_layers_finaldraft.pdf))

McGarigal, K. & Marks, M., 1995. *FRAGSTATS: spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure*, Gen. Tech. Rep. PNW-GTR-351. Portland, OR: Pacific Northwest Research Station.

Ministero dell'Ambiente e della Tutela del Territorio e del Mare, 2015. *Strategia Nazionale di Adattamento ai Cambiamenti Climatici*.

Model, K. J., Sampaio, S. C., Remor, M. B., Mercante, E., Boas, M. A. V., 2018. *Organochlorated and Organophosphorus Pesticides in the Pelotas River Sediment*. Engenharia Agrícola, 38, 124 – 134.

Mohajane, M., Essahlaoui, A., Oudija, F., El Hafyani, M., Cláudia Teodoro, A., 2017. *Mapping Forest Species in the Central Middle Atlas of Morocco (Azrou Forest) through Remote Sensing Techniques*. ISPRS International Journal of Geo-Information, 6.

Momeni, R., Aplin, P., Boyd, D. S., 2016. *Mapping Complex Urban Land Cover from Spaceborne Imagery: The Influence of Spatial Resolution, Spectral Band Set and Classification Approach*. Remote Sensing, 8, 88.

Moran, M., Jackson, R., Slater, P., Teillet, P., 1992. *Evaluation of simplified procedures for retrieval of land surface reflectance factors from satellite sensor output*. Remote Sensing of Environment, 41, 169-184.

Morabito, M., Crisci, A., Georgiadis, T., Orlandini, S., Munafò, M., Congedo, L., Rota, P., Zazzi, M., 2018. *Urban Imperviousness Effects on Summer Surface Temperatures Nearby Residential Buildings in Different Urban Zones of Parma*. *Remote Sensing*, 10, Munafò, M., Norero, C., Sabbi, A., Salvati, L., 2010. *Soil sealing in the growing city: a survey in Rome, Italy*. *Scottish Geographical Journal* 126(3): 153-161.

Myint, S. W., Gober, P., Brazel, A., Grossman-Clarke, S., Weng, Q., 2011. *Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery*. *Remote Sensing of Environment*, 115: 1145-1161.

Neiva, H. d. S., da Silva, M. S., Cardoso, C., 2017. *Analysis of Climate Behavior and Land Use in the City of Rio de Janeiro, RJ, Brazil*. *Climate*, 5, 1-14.

NASA, 2013. *Landsat 7 Science Data User's Handbook*. National Aeronautics and Space Administration.

Patino, J. E., & Duque, J. C., 2013. *A review of regional science applications of satellite remote sensing in urban settings Computers*. *Environment and Urban Systems*, 37, 1-17.

Potchter, O., & Ben-Shalom, H. I., 2013. *Urban warming and global warming: Combined effect on thermal discomfort in the desert city of Beer Sheva, Israel*. *Journal of Arid Environments*, 98, 113-122.

Purkis, S., & Klemas, V., 2011. *Remote Sensing and Global Environmental Change*. Wiley.

Richards, J. A. & Jia, X., 2006. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Berlin, Germany: Springer.

Rouse, J. W.; Haas, R. H.; Schell, J. A., Deering, D. W., 1973. *Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS*

NASA. Goddard Space Flight Center 3d ERTS-1 Symp., 1-A, 309 – 317.

Sallustio, L., Perone, A., Vizzarri, M., Corona, P., Fares, S., Coccozza, C., Tognetti, R., Lasserre, B., Marchetti, M., 2017. *The green side of the grey: Assessing greenspaces in built-up areas of Italy*, Urban Forestry & Urban Greening, in press.

Sallustio, L., Quatrini, V., Geneletti, D., Corona, P., Marchetti, M., 2015. *Assessing land take by urban development and its impact on carbon storage: Findings from two case studies in Italy*. Environmental Impact Assessment Review 54 (2015), pp. 80–90.

Sánchez Sánchez, Y., Martínez-Graña, A., Santos Francés, F., Mateos Picado, M., 2018. *Mapping Wildfire Ignition Probability Using Sentinel 2 and LiDAR (Jerte Valley, Cáceres, Spain)*. Sensors, 18.

Scarascia Mugnozza, G., Oswald, H., Piussi, P., Radoglou, K., 2000. *Forests of the Mediterranean region: gaps in knowledge and research needs*. Forest Ecology and Management 132, pp. 97-109.

Scarascia Mugnozza, G. 2016. *Paesaggio, ambiente e qualità: interazioni e indicatori in un'epoca di cambiamenti globali*. In Scatena, D. (Ed.) 2016. *Comunicare il paesaggio: Parole chiave per un dialogo transdisciplinare: moderno, qualità, conservazione, percezione*, Franco Angeli, 80-88.

Sliuzas, R., Gorte, B., Mtaló, E. G., 2000. *A Comparison of Visual Interpretation and two stage classification system for classifying Urban Development with SPOT XS International*. Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, XXXIII, Part 7, 1410-1417,

Sobrino, J., Jiménez-Muñoz, J. C. and Paolini, L., 2004. *Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5*. Remote Sensing of Environment, Elsevier, 90, 434-440.

Song, C., Woodcock, C. E., Seto, K. C., Lenney, M. P., Macomber, S. A., 2001. *Classification and Change Detection Using Landsat TM Data When and How to Correct Atmospheric Effects?*. Remote Sensing of Environment, Elsevier, 75, 230-244.

Soudani, K., François, C., Le Maire, G., Le Dantec, V., Dufrêne, E., 2006. *Comparative analysis of IKONOS, SPOT, and ETM+ data for leaf area index estimation in temperate coniferous and deciduous forest stands*. Remote Sensing of Environment, Elsevier, 102, 161-175.

Steiniger, S. & Hay, G. J., 2009. *Free and open source geographic information tools for landscape ecology*. Ecological Informatics, 4, 183 – 195.

Strahler, A. H., 1980. *The use of prior probabilities in maximum likelihood classification of remotely sensed data*. Remote Sensing of Environment, 10:135 – 163.

USGS, 2016. Landsat 8 (L8) Data Users Handbook. U.S. Geological Survey.

Valderrama-Landeros, L., Flores-de-Santiago, F., Kovacs, J. M., Flores-Verdugo, F., 2017. *An assessment of commonly employed satellite-based remote sensors for mapping mangrove species in Mexico using an NDVI-based classification scheme*. Environmental Monitoring and Assessment, 190, 23.

Verburg, P.H., Erb, K., Mertz, O., Espindola, G., 2013. *Land System Science: between global challenges and local realities*. Current Opinion in Environmental Sustainability, Volume 5, Issue 5, Pages 433-437

Vogelmann, J., Sohl, T., Campbell, P., Shaw, D., 1998. *Regional Land Cover Characterization Using Landsat Thematic Mapper Data and Ancillary Data Sources*. Environmental Monitoring and Assessment, Springer, 51, 415-428.

Walthall, C., Dulaney, W., Anderson, M., Norman, J., Fang, H., Liang, S., 2004. *A comparison of empirical and neural network approaches for estimating corn and soybean leaf area index from Landsat ETM+ imagery*. Remote Sensing of Environment, 92, 465-474.

Whitman, E., Parisien, M., Thompson, D. K., Hall, R. J., Skakun, R. S., Flannigan, M. D., 2018. *Variability and drivers of burn severity in the northwestern Canadian boreal forest*. Ecosphere, Wiley Online Library, 9.

Yang, J., Weisberg, P. J., Bristow, N. A., 2012. *Landsat remote sensing approaches for monitoring long-term tree cover dynamics in semi-arid woodlands: Comparison of vegetation indices and spectral mixture analysis*. Remote Sensing of Environment. 119, 62–71.

Zhang, Y., Zhang, H., Sun, Z., 2018. *Effects of Urban Growth on Architectural Heritage: The Case of Buddhist Monasteries in the Qinghai-Tibet Plateau*. Sustainability, 10.

Zhu, Z., 2017. *Change detection using landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 130, 370–384.