

PON Ricerca e Innovazione 2014-2020



UNIONE EUROPEA
Fondo Sociale Europeo



RELAZIONE ANNUALE SULL'ATTIVITA' SVOLTA

Nell'ambito della borsa di dottorato aggiuntiva del Programma Operativo Nazionale Ricerca e Innovazione 2014-2020 (CCI 2014IT16M2OP005), Fondo Sociale Europeo, Azione I.1 "Dottorati Innovativi con caratterizzazione Industriale".

Supervisor	Prof. Roberto Bellotti Dott. Antonio Zilli, Dott. Stelios Bollanos
Coordinatore	Prof. Giuseppe Iaselli
Corso di Dottorato	Fisica
Ciclo	XXXIII
Annualità della borsa	1
Codice borsa	DOT1302021 - Borsa n.3
CUP	H92H1800012006
Titolo Progetto	Elaborazione di Immagini Satellitari tramite tecniche di Deep Learning per il Monitoraggio di Aree Ambientali

In piena coerenza con le attività previste dal progetto nell'ambito del quale è stata finanziata la borsa di dottorato, si presenta la relazione annuale dell'attività svolta.

OGGETTO: report relazione 2° anno Roberto Cilli

Data: 13 Febbraio 2020

Firma Dottorando:

In questo report sarà esposta l'attività di ricerca portata avanti dal candidato durante il secondo anno di Dottorato presso il Dipartimento di Fisica dell'Università degli Studi di Bari. L'attività di ricerca del candidato è stata dedicata allo sviluppo ed al test di procedure di analisi di immagini e dati satellitari mediante tecniche di *pattern recognition* per:

- segmentazione semantica di immagini satellitari e classificazione della copertura del suolo elaborando immagini multispettrali ottiche a media risoluzione acquisite da satellite (e.g. Sentinel-2);
- rivelazione precoce di danni ad infrastrutture quali reti idrico-fognarie mediante analisi di serie temporali di deformazioni del territorio ricostruite mediante interferometria PSInSAR applicata a serie temporali di immagini radar C-band acquisite dai satelliti Sentinel-1;

Tale attività di ricerca, dal carattere fortemente applicativo, può avere potenziale impatto su temi quali ad esempio monitoraggio ambientale, gestione disastri ed emergenze umanitarie, censimenti in aree urbane e gestione della rete idrica urbana. In seguito, sarà presentato lo stato dell'arte dell'attività di Dottorato.

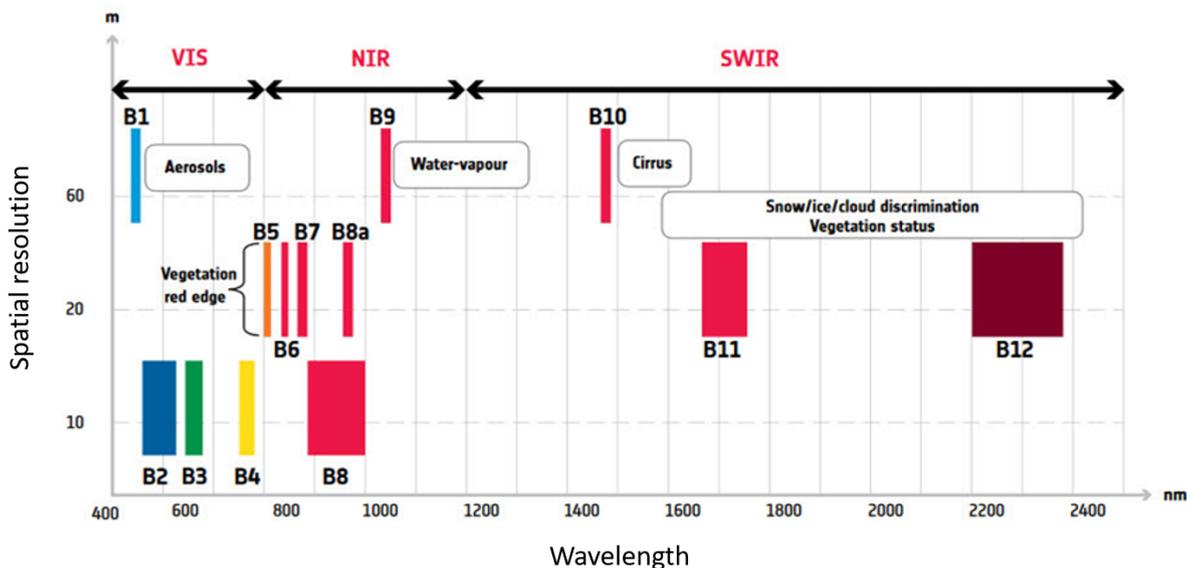


Figura 1: Specifiche dei sensori montati a bordo dei satelliti Sentinel-2.



Classificazione della copertura del suolo in Immagini Sentinel-2

Missione Sentinel-2

Sentinel-2 è una missione ottica multispettrale costituita da due satelliti identici, Sentinel-2A e -2B, che operano sulla stessa orbita elio-sincrona e sfalsati di 180 gradi per garantire l'osservazione sistematica delle terre emerse con lo stesso angolo visuale ed alla stessa ora locale, con un intervallo di tempo tra un'acquisizione e la successiva di 5 giorni. Ciascun satellite è equipaggiato con 13 sensori ottici (B1-B12) in grado di coprire un intervallo di lunghezze d'onda dello spettro e.m. dal visibile all'infrarosso (SWIR, short-wave infrared) con risoluzione spaziale di 10, 20 o 60 metri. In figura 1 sono riportate lunghezza d'onda centrale, larghezza di banda e risoluzione spaziale di ciascuno dei 13 sensori ottici montati sui satelliti Sentinel-2.

Le acquisizioni della superficie Terrestre realizzate dalla missione Sentinel-2 sono disponibili liberamente e distribuiti come:

- prodotti L1B, ovvero immagini di radianza top-of-atmosphere (TOA) che richiedono esperti di dominio in ortorettificazione delle immagini;
- prodotti L1C, ovvero immagini di riflettività TOA georeferenziate in coordinate UTM-WGS84. Tali immagini, relative a regioni di area $110 \text{ Km} \times 110 \text{ Km}$, presentano correzioni radiometriche e geometriche (ortorettificazioni incluse). La definizione di riflettività è discussa in appendice;
- prodotti L2A, immagini di riflettività bottom-of-atmosphere (BOA) in coordinate UTM-WGS84. Tali immagini, presentano correzioni radiometriche, geometriche ed atmosferiche. Sono realizzate tramite software prototipali distribuiti da ESA (Sen2Cor), da CNES/CESBIO (MAJA) e USGS (FMask).

Come per l'anno precedente, l'attività di Dottorato ha previsto, durante il secondo anno di attività, un uso intensivo delle immagini Sentinel-2 L1C al fine di sviluppare una pipeline di elaborazione delle immagini finalizzata alla rivelazione automatica di nuvole pixel-based e di classificazione di regioni di interesse (ROI) in base all'uso/copertura del suolo, mediante tecniche di machine learning come support vector machine, random forest e multi-layer perceptron.

Dataset Hollstein et al. e Baetens et al. per LULC classification

La classificazione di nuvole, cirri, nuvole, ombre, neve e regioni di cielo sereno in immagini satellitari ottiche (LULC classification) è uno step cruciale nella pre-elaborazione delle immagini satellitari e può essere utile per eseguire correzioni



atmosferiche. Il problema di LULC classification di immagini satellitari si può ritenere una generalizzazione del problema della rivelazione delle nuvole.

Tale problema è stato affrontato seguendo un approccio supervisionato basato sulle tecniche di pattern recognition introdotte nel paragrafo precedente. A tal fine, sono stati impiegati due dataset etichettati. Il dataset Hollstein et al. è stato impiegato per costruire e validare modelli data-driven basati su algoritmi di apprendimento supervisionato. Il dataset Baetens et al. è stato invece adoperato per eseguire un test indipendente dei modelli costruiti. Ogni pixel dei dataset Hollstein et al. e Baetens et al. è etichettato secondo sei classi semantiche:

- clear-sky (cielo sereno)
- water (fiumi, laghi, oceani)
- shadow (ombre di nuvole e topologiche)
- cirrus (cirri e nuvole sottili)
- cloud (nuvole spesse)
- snow (neve o ghiaccio)

Il dataset Hollstein et al., diversamente dal dataset pugliese, è costituito da porzioni di immagini Sentinel-2 L1C campionate casualmente e provenienti da oltre 30 paesi, per un totale di oltre 5 milioni di pixel. Il dataset Baetens et al., invece, consiste di 29 immagini Sentinel-2 L1C acquisite da 10 siti differenti. Questo rende i dataset introdotti, eterogenei, quindi maggiormente rappresentativi delle possibili aree della superficie Terrestre.

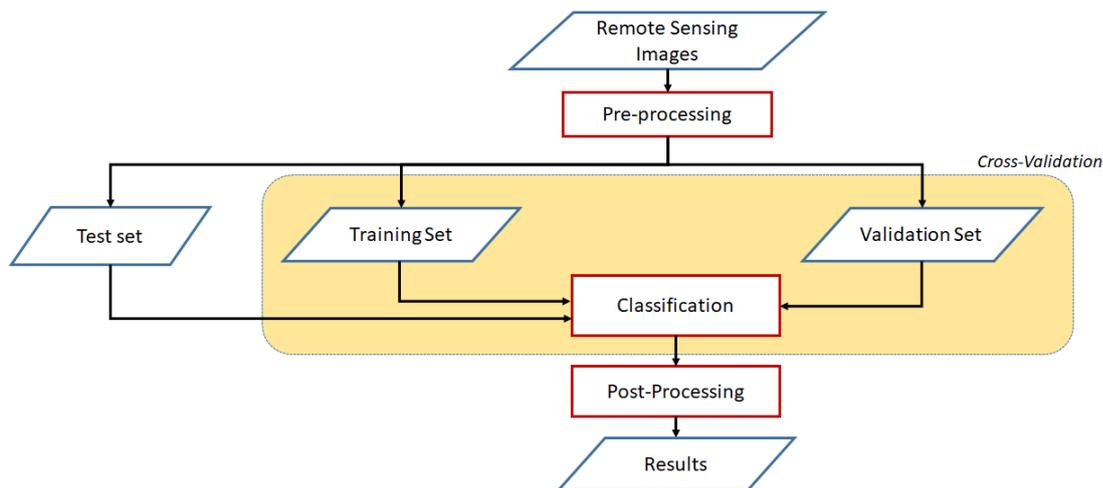


Figura 2: Una tipica procedura di analisi di immagini. Quando si elaborano immagini mediante tecniche di apprendimento supervisionato una procedura di cross-validation è altamente raccomandata. Le operazioni di pre-processing e post-processing dipendono dal particolare compito da eseguire e possono includere filtri morfologici, instance selection o feature selection.

Procedura di Analisi

Una tipica procedura di analisi di dati telerilevati consiste di diversi step come mostrato in figura 2. Prima di tutto le immagini telerilevate sono investigate preliminarmente allo scopo di evidenziarne il contenuto informativo mediante procedure quali, feature extraction, feature engineering o semplicemente rimuovendo esempi corrotti, fuorvianti o semplicemente ridondanti (pre-processing). Dopo di che, per dataset etichettati da esperti di dominio, una procedura di cross-validation di classificatori allo stato dell' arte quali Random Forest [3], Support Vector Machine [4] e Multi-Layer Perceptron è condotta allo scopo di per valutarne l'accuratezza e robustezza. Quando possibile, è raccomandata la valutazione delle prestazioni del modello costruito in cross-validation su un secondo dataset indipendente, detto di test set. Infine, una serie di operazioni morfologiche possono essere eseguite sugli output di classificazione della procedura di analisi, quali analisi delle componenti connesse o dilatazione di regioni di interesse (post-processing).

La procedura di analisi appena descritta è molto generale. Potenzialmente, tale procedura consente di poter eseguire diversi compiti di classificazione e previsione su dati telerilevati di diverso tipo. La procedura di analisi appena descritta, tuttavia, richiede notevoli risorse computazionali specialmente in fase di cross-validation, dato l'elevato numero di addestramenti dei classifi-



catori necessario al fine di rendere le analisi statisticamente robuste. Inoltre, validazione e fine-tuning di un classificatore possono richiedere tempi di calcolo elevati rendendo l'analisi impossibile su laptop. Grazie al centro di calcolo ReCaS, è possibile eseguire la procedura di cross-validation dei diversi classificatori in tempi ragionevolmente brevi rendendo possibile realizzare modelli di classificazione dell'uso del suolo che siano statisticamente robusti.

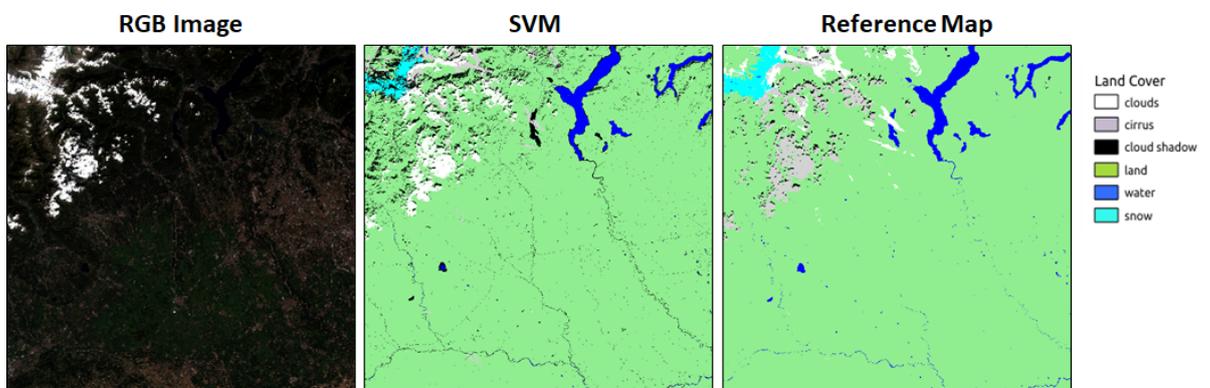


Figura 3: Specifiche dei sensori montati a bordo dei satelliti Sentinel-2.

Risultati

Per quanto concerne il problema della classificazione dell'uso del suolo pixel per pixel, abbiamo dimostrato che la procedure di classificazione realizzate nell'ambito della attività di dottorato hanno performance comparabili o superiori allo stato dell'arte su dataset liberamente disponibili. A fini di dimostrazione qualitativa, in figura 3 è mostrato un confronto qualitativo tra una immagine di test Sentinel-2 acquisita il 10 Ottobre 2017 ad Ispra, una segmentazione realizzata da esperti di dominio e la mappa di classificazione restituita da SVM addestrato su dataset di Hollstein e collaboratori.

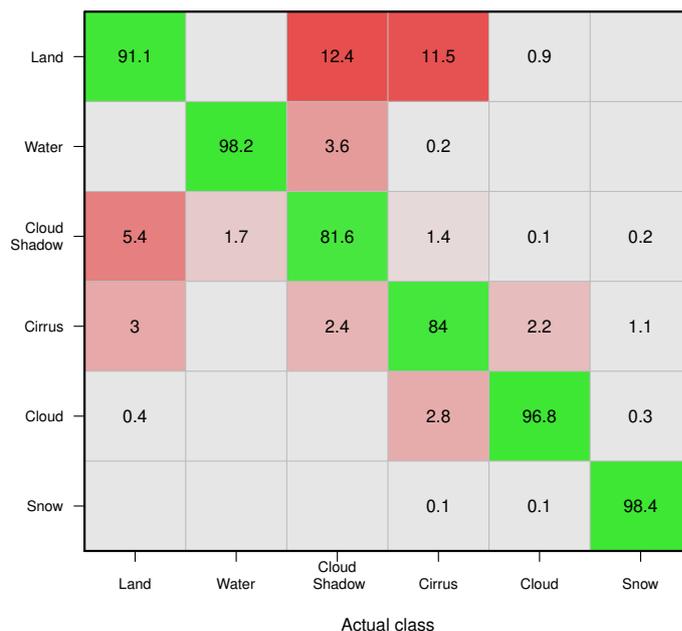


Figura 4: Matrice di Confusione

La figura 4 mostra invece i risultati ottenuti a seguito di 100 cicli di cross-validation 5-fold utilizzando il dataset Hollstein e collaboratori. I risultati mostrano come le classi "cloud shadow" e "cirrus" siano le classi più facilmente fraintendibili. Questo è ragionevole dato che le classi "cirrus" (nuvole sottili) e "cloud shadow" siano in realtà estremamente simile alla classe "Land". In effetti, i pixel di classe "Cirrus" sono frequentemente fraintesi come "Land", ovvero come cielo sereno, poiché non è raro che i cirri presenti in immagini telerilevate siano estremamente rarefatti. Le classi "Snow", "clouds" e "water" sono invece identificate quasi perfettamente. Questo risulta di interesse pratico, dato che la rivelazione automatica di nuvole, acqua e ghiaccio/neve è uno step di preprocessing estremamente importante al fine di disporre di immagini satellitari pronte ad essere elaborate per finalità quali analisi di serie fenologiche per l'identificazione di tipologie di coltivazioni o rivelazione automatica di cambiamenti in una certa regione di interesse (change detection).



Sviluppi Futuri

Per quanto concerne gli sviluppi futuri delle attività legate alla analisi di immagini Sentinel-2 o di immagini multispettrali ottiche in generale, stiamo considerando la possibilità di realizzare, in fase di pre-processing, una procedura di active learning per la selezione degli esempi di training più informativi o più simili ai pixel delle immagini di test che si intendono classificare. L'idea di tale procedura è quella di realizzare un classificatore che sia "specializzato" per la particolare regione che si intende analizzare. Riteniamo che tale step di pre-processing potrebbe rendere le performance di classificazione della procedura appena descritta più robuste al variare delle condizioni ambientali o climatiche della regione acquisita da satellite.

Early Warning con analisi serie temporali PSIn-SAR

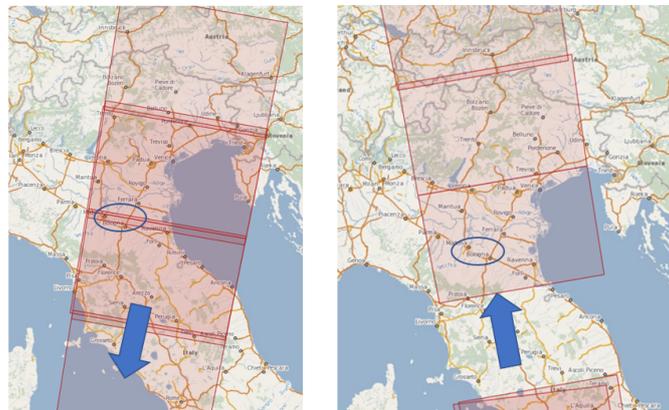


Figura 5: A destra: acquisizione della ROI lungo l'orbita discendente. A sinistra: acquisizione della ROI lungo l'orbita ascendente.

Missione Sentinel-1

La missione Sentinel-1, al momento costituita da coppia di satelliti identici Sentinel-1A e -1B, in orbita eliosincrona, è stata progettata per sostituire le esistenti missioni radar ERS ed Envisat e garantire continuità dei servizi di osservazione della Terra basate su radar a banda C. La missione Sentinel-1 garantisce l'acquisizione di dati satellitari di qualità maggiore e con frequenza maggiore (una acquisizione ogni 6 giorni) delle missioni precedenti. Il sensore

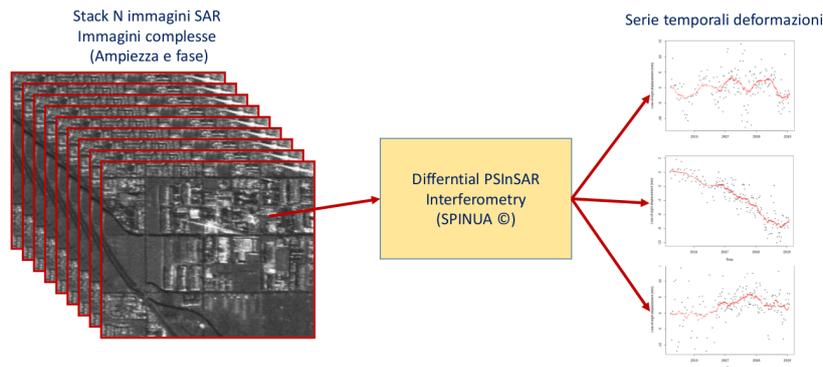


Figura 6: Esempio di catena di elaborazione serie temporale di immagini SAR mediante algoritmo PSInSAR SPINUA per la ricostruzione di serie temporali di deformazioni di persistent scatterer (PS).

radar montato a bordo dei satelliti Sentinel-1, progettato e costruito da Airbus Defence and Space, è basato sulla tecnologia della apertura sintetica.

Dataset Modena-Bologna

I dati analizzati provengono dalle immagini C-SAR Sentinel-1 (frequenza $5.405GHz$) della regione di interesse elaborate mediante algoritmo SPINUA (Stable Point Interferometry over Unurbanised Areas). Le immagini sono state acquisite durante il periodo Dicembre 2014 - Gennaio 2019 dalla coppia di satelliti Sentinel-1 in modalità interferometric wide swath lungo l'orbita ascendente o discendente, come mostrato in figura 5.

L'elaborazione della serie di immagini mediante algoritmo SPINUA, consente di ricostruire serie temporali di deformazioni lungo la direzione di slant range come mostrato in figura 6.

Si noti che la geometria di acquisizione delle immagini della ROI risulta differente a seconda che la piattaforma si muova l'orbita ascendente o discendente. Più precisamente, il sensore SAR a bordo dei satelliti Sentinel-1 emette radiazione in direzione est durante l'orbita ascendente ed in direzione ovest durante l'orbita discendente. Pertanto, le due serie di immagini a disposizione sono relative a misure di deformazioni lungo direzioni diverse.

In tabella 1 sono riportate le proprietà delle due serie temporali analizzate. L'analisi delle due serie temporali, ricordiamo, è finalizzata alla classificazione della rete idrico-fognaria. La rete idrico-fognaria è descritta mediante un dataset in formato vettoriale. Più precisamente la rete è descritta da una polilinea descritta da 58,392 segmenti georeferenziati e descritti da set di 27 variabili categoriche. Scopo della analisi è etichettare ogni segmento come stabile o



critico a seconda che tale segmento sia meritevole di attenzione o meno. In Figura 2 sono riportate alcune delle proprietà della polilinea che descrive la rete da monitorare.

	n. PS (validi)	deformazioni per PS	Dimensione (GB)	Metadati
Serie Ascendente	3,047,428	180	10,9	Quota latitudine longitudine coerenza PS Head Angle Incident Angle
Serie Discendente	3,904,327	185	13,7	Quota latitudine longitudine coerenza PS Head Angle Incident Angle

Tabella 1: Descrizione del datase relativo ai PS considerati separatamente per le due orbite, ascendente e discendente.

Feature rete	descrizione
Segmento rete	Polilinea, i.e. 58,932 liste di punti 2D (lon,lat)
tipo rete	Variabile categorica (valori da 43 a 55)
nome comune	Variabile categorica
materiale	Variabile categorica (Materiale Cementizio, PVC, ...)
gravità	Variabile categorica Tipo di tratto (Gravità, Pressione, Depressione)
larghezza	variabile numerica
lunghezza	variabile numerica
diametro	variabile numerica
sezione	Variabile categorica (DN, NC, ONI, SCAT, ...)

Tabella 2: Descrizione del datase (polilinea) relativo alla rete idrico-fognaria da monitorare.

Ciascun database è costituito da $\sim 10^6$ serie temporali di circa 180 deformazioni acquisite mediante tecnica dei PS. La cardinalità di ciascuna database è notevolmente elevata, pari a $7 * 10^6 \times 180 \sim 10^9$. Pertanto, la dimensione in termini di storage necessaria a caricare in ambiente di programmazione ciascuna serie è superiore ai 10GB.

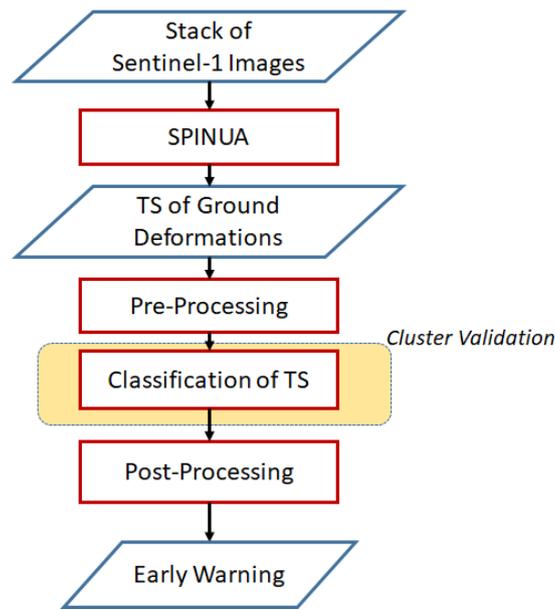


Figura 7: Workflow

Procedura di Analisi

La procedura analisi della catena di analisi delle serie di deformazione del territorio è schematizzata in figura 7. Analogamente alla catena di analisi proposta per la classificazione dell'uso del suolo in immagini Sentinel-2, le serie temporali ricostruite mediante algoritmo SPINUA vengono pre-elaborate allo scopo di eliminare serie temporali inconsistenti. Successivamente, le serie temporali sono pre-elaborate mediante filtro a media mobile in maniera tale da eliminare la componente di rumore ad alta frequenza che tipicamente affligge tale tipo di dato. Successivamente è condotta una procedura di cluster validation impiegando il classificatore kmeans [6] o cmeans [7], necessaria per stabilire oggettivamente il numero di cluster o comunità in cui è possibile suddividere i dataset delle serie temporali delle deformazioni acquisite in orbita ascendente e discendente. Una volta stabilito che il numero ottimale di cluster è pari a 5, gli output di classificazione di cmeans sono elaborati in maniera tale da individuare i segmenti della rete idrico-fognaria che potrebbero necessitare di manutenzione.

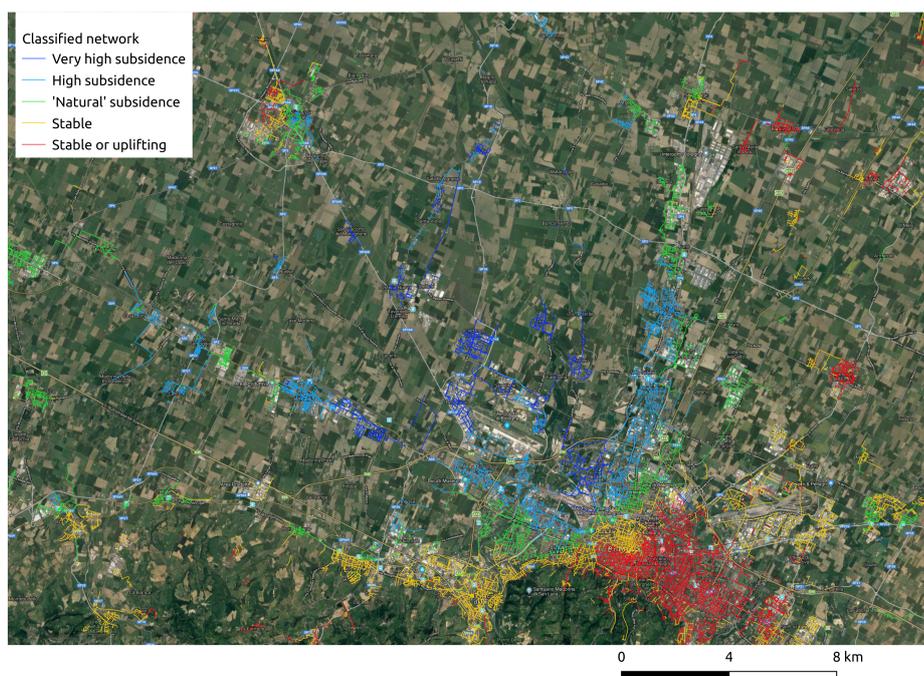


Figura 8: Output di classificazione di kmeans alimentato con serie temporali del dataset ascendente relativamente all'area metropolitana di Bologna.

Risultati e Sviluppi Futuri

In figura 8, è riportato l'output di classificazione di kmeans alimentato con le serie temporali ricostruite da SPINUA per la città metropolitana di Bologna. L'analisi dei risultati del clustering, in particolare, mostra che gli output di classificazione mostrano una elevata correlazione spaziale. Inoltre, gli output di classificazione di kmeans e cmeans confermano l'esistenza di regioni ben note in letteratura caratterizzate da importanti fenomeni di subsidenza [8, 9, 10, 11]. A titolo di esempio, si può citare la periferia nord-ovest dell'area metropolitana di Bologna (figura 8), affetta da oltre 50 anni da un importante fenomeno di subsidenza. Per quanto concerne la individuazione dei segmenti della rete idrico-fognaria che necessitano di manutenzione, è in corso la validazione della catena di analisi proposta con la verità di base ottenuta durante la campagna di ispezioni in situ eseguita dagli operatori della rete idrico-fognaria Hera durante l'anno 2019.



Corsi seguiti

1. "How to prepare a technical speech in English", Prof.ssa White
2. "Management and knowledge of european research and promotion of research results", Prof.ssa D'Orazio
3. "Programming with Python for Data Science", Prof. Diacono
4. "Elaborazione Segnali ed Immagini", Prof. Bellotti
5. "Introduction to parallel Computing and GPU Programming using CUDA, Dott. Pantaleo
6. "Interpolation Methods and Techniques for Experimental Data Analysis", Prof. Pompili
- X. "Introduction to C++ Programming", Prof. Cafagna

Conferenze ed Eventi

1. The ESA Earth Observation ϕ -week Open Science and Future EO, Frascati, ESRIN, 12-16/11/2018.
2. Copernicus Hackathon, Bari, 11-13/10/2019
3. Copernicus Hackathon in Athens 2019, Marousi, 8-9/11/2019.
4. Riunione generale RPASinAir - Integrazione dei Sistemi Aeromobili a Pilotaggio Remoto nello spazio aereo non segregato per servizi. Brindisi, 5-6/02/2020

Seminari

1. "Cycle of lectures on SM and BSM models". Bari, Dipartimento Interateneo di Fisica, Prof. S Khalil - Director of the Center for Theoretical Physics Zewail City for Science and Technology, Egypt. 20-23/03/2018
2. "The Evolution of Countries' Production Specialization and the Design of Industrial Policies", Prof. Coniglio - Dipartimento Economia e Finanza, Università di Bari. 8/10/2018
3. "United Nations eGovernment Survey 2018: Gearing eGovernment to Support Transformation toward Sustainable and Resilient Societies", Ing. Aquaro - Direttore del Digital Government Branch presso il Dipartimento degli Affari Economici e Sociali delle Nazioni Unite. 8/10/2018



4. "La prima immagine di un buco nero". Bari, Dipartimento Interateneo di Fisica, Prof. Luciano Rezzolla - Director at the Institute for Theoretical Physics (ITP) of the Goethe University of Frankfurt, Germany.
5. "Riuso delle acque reflue: innovazioni tecnologiche e condizionamenti sociali e gestionali". Bari, Politecnico di Bari, 30/01/2020

Pubblicazioni

1. R. Cilli, N. Amoroso, A. Tateo, A. Monaco, S. Tangaro, R. Bellotti. Image segmentation in remote sensing: an unbiased evaluation of 7 methods. (in preparation)
2. R. Cilli, N. Amoroso, A. Tateo, A. Monaco, S. Tangaro, R. Bellotti. "Semi-automatic monitoring of a water system by means of clustering of Sentinel-1 PSInSAR time series" (in preparation)

Bibliografia

- [1] A. Hollstein et al. "Ready-to-Use Methods for the Detection of Clouds, Cirrus, Snow, Shadow, Water and Clear Sky Pixels in Sentinel-2 MSI Images." *Remote Sens.* 2016, 8(8), 666;
- [2] Validation of Copernicus Sentinel-2 Cloud Masks Obtained from MAJA, Sen2Cor, and FMask Processors Using Reference Cloud Masks Generated with a Supervised Active Learning Procedure
- [3] L. Breiman. "Random Forests". *Machine Learning*, 45, 5–32 (2001).
- [4] C. Cortes and V. Vapnik Support-Vector Networks *Machine Learning*, 20, 273–297(1995).
- [5] P. Berardino, G. Fornaro, R. Lanari, E. Sansosti. A New Algorithm for Surface Deformation Monitoring Based on Small Baseline Differential SAR Interferograms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(11). Pages 2375-2383, December 2002.
- [6] Steinhaus, H. (1957). "Sur la division des corps matériels en parties". *Bull. Acad. Polon. Sci. (in Francese)*. 4 (12): 801–804.
- [7] J. C.Bezdek, R. Ehrlich, W. Full. "FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm". *Computers & Geosciences*, Volume 10, Issues 2–3, 1984, Pages 191-203.
- [8] A. CAPRA, G. FOLLONI. Subsidence Controls in the Town of Bologna. *Land Subsidence (Proceedings of the Fourth International Symposium on Land Subsidence, May 1991)*. IAHS Publ. no. 200, 1991.
- [9] Regione Emilia-Romagna. Assessorato difesa del suolo e della costa, protezione civile e politiche ambientali e della montagna. RILIEVO DELLA SUBSIDENZA NELLA PIANURA EMILIANO-ROMAGNOLA. Bologna, Maggio 2007.



UNIONE EUROPEA
Fondo Sociale Europeo



Ministero dell' Istruzione,
dell' Università e della Ricerca



PON
RICERCA
E INNOVAZIONE



UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI DI BARI
ALDO MORO

BIBLIOGRAFIA

- [10] Regione Emilia-Romagna. Assessorato difesa del suolo e della costa, protezione civile e politiche ambientali e della montagna. RILIEVO DELLA SUBSIDENZA NELLA PIANURA EMILIANO-ROMAGNOLA. Bologna, Ottobre 2012.
- [11] Regione Emilia-Romagna. Assessorato difesa del suolo e della costa, protezione civile e politiche ambientali e della montagna. RILIEVO DELLA SUBSIDENZA NELLA PIANURA EMILIANO-ROMAGNOLA. Bologna, Aprile 2018.