



UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
FIRENZE

DOTTORATO DI RICERCA IN
Gestione Sostenibile delle Risorse
Agrarie, Forestali ed Alimentari

CICLO XXXIV

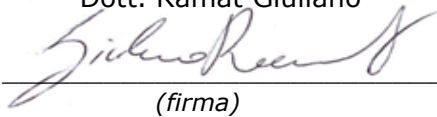
COORDINATORE Prof. Monteleone Erminio

Applicazioni di telerilevamento ottico ed a microonde nel settore dell'agroforestry in zone pilota della Tunisia

Settore Scientifico Disciplinare AGR/05

Dottorando

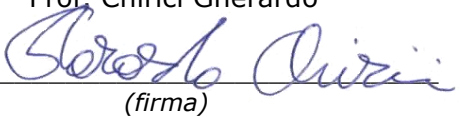
Dott. Ramat Giuliano



(firma)

Tutore

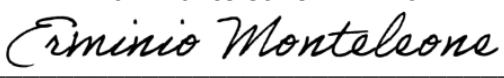
Prof. Chirici Gherardo



(firma)

Coordinatore

Prof. Monteleone Erminio



(firma)

Anni 2018/2022

Ringraziamenti

I miei più sinceri ringraziamenti vanno al gruppo di telerilevamento a microonde IFAC-CNR di Firenze, ed in particolare al suo responsabile Dott.ssa Simonetta Paloscia, all'Ing. Emanuele Santi, all'Ing. Simone Pilia ed al Dott. Giacomo Fontanelli per tutto il supporto fornito nelle varie fasi di questo lavoro.

Altrettanto fondamentale è stato il contributo dell'INAT di Tunisi, all'interno del Master GEOMAG, e dall'IRA di Medenine per quanto riguarda la raccolta di dati bibliografici e di informazioni sul territorio.

In particolare tengo a ringraziare per l'INAT la Coordinatrice del Master, Prof.ssa Zohra Lili Chabaane, la Dott.ssa Zeineb Kassouk, docente in telerilevamento del Master, e Ibtissiem Dayeg, studentessa del Master, con cui ho lavorato a lungo ed in maniera congiunta per realizzare buona parte delle analisi oggetto di questa tesi e che ha curato la campagna di raccolta dati in campo per la realizzazione delle mappe di Land Cover.

All'interno dell'IRA ringrazio veramente moltissimo il Dott. Mohamed Ouessar, ricercatore e responsabile della didattica, per aver fornito dati metereologici e bibliografici così come la Dott.ssa Amal Hachani per il prezioso supporto durante l'intera fase della ricerca sulla zona del bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar.

Sintesi

L'utilizzo di dati aperti (*open data*) nel settore del telerilevamento rappresenta una importante risorsa per la produzione di cartografia finalizzata al monitoraggio agroforestale in zone sensibili a cambiamenti climatici fra cui, ad esempio, le aree aride e semiaride del bacino del Mediterraneo.

La capacità di valutare le diverse tipologie di uso del suolo, ed il relativo cambiamento nel corso degli anni, è quindi essenziale per meglio comprendere le cause dell'evoluzione della copertura vegetale, sia che si tratti di aumento che di perdita, e le sue conseguenze.

Insieme ai cambiamenti della tipologia di copertura anche l'analisi dell'umidità del suolo, collegata alle condizioni di stress vegetativo in zone agroforestali, riveste analogo importanza per una corretta programmazione e monitoraggio delle attività a supporto delle politiche ambientali.

Le mappa di uso e umidità del suolo, *land cover change* risultano dunque essere dei veri e propri strumenti di pianificazione e decisione, soprattutto in termini di gestione e conservazione delle risorse naturali e degli ecosistemi (Alexandre and Mering, 2019) , (Fayama et al., 2020).

La Tunisia, paese oggetto della presente tesi, presenta da decenni una economia che vede nel compartimento agricolo ed agroforestale due componenti fondamentali sempre più collegati alle politiche interne di sicurezza alimentare.

In questo lavoro sono state realizzate due studi in aree geografiche distinte in Tunisia: nel settore centro settentrionale sono stati condotti studi in tre contesti semiaridi, ma con diverse percentuali e tipologia di copertura agroforestali, al fine di verificare come la qualità della classificazione di Land Cover migliori con l'uso integrato dei satelliti Sentinel-1 (SAR) e Sentinel-2 (ottico). Nella zona meridionale del paese, all'interno di un bacino idrografico situato in una zona arida, si è dimostrato come l'uso sinergico di dati SAR e ottici influenzi positivamente l'identificazione le variazioni di umidità in zone coltivate ad olivo non soggette ad irrigazione.

La prima ricerca si è focalizzata su zone situate nei Governatorati di Kairouan, Le Khef e Siliana che rappresentano situazioni ben distinte sia come pressione antropica, caratteristiche climatiche e tipologie di uso del suolo permettendo quindi di esplorare una ampia tipologia di

ambienti pur restando in un contesto agroforestale in zone semiaride nel bacino del Mediterraneo.

I dati analizzati hanno riguardato una serie di quattro anni, ovvero dal 2017 al 2021, supportati da una serie di rilievi sul territorio al fine di ottenere delle verità a terra.

Successivamente, sono stati applicati quattro diversi algoritmi su molteplici combinazioni di indici ottici e combinazioni di backscatter (da dato a microonde) in varie polarizzazioni per individuare, caso per caso, quale fosse la procedura in grado di fornire la migliore cartografia sia complessivamente che per singole tipologie di classi di uso del suolo.

In tutte le tre zone è emerso come l'integrazione dei dati Sentinel-1 comporti un deciso aumento della accuratezza e precisione della classificazione di land use.

Tutte le attività sono state svolte utilizzando tecnologie open source per rendere completamente replicabile quanto realizzato.

Lo studio inerente l'umidità del suolo ha avuto come zona di indagine il bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar, nel Governatorato di Medenine, rappresentativa di contesti agroforestali in ambienti aridi, che si trova nella parte meridionale del paese.

In particolare sono state analizzate le porzioni di territorio coltivate ad olivo, non irriguo, distinguendo tre ambienti in base alle diverse caratteristiche climatiche e geomorfologiche: zone di pianura, pedemontane e di montagna.

Sono state quindi acquisite e processate immagini multispettrali ed a microonde (Sentinel-2 e Sentinel-1) nel periodo 2017 – 2020 acquisite in date estremamente ravvicinate fra di loro (± 5 giorni) e senza che vi fossero eventi pluviometrici nel periodo fra le due acquisizioni.

Le stagioni analizzate hanno riguardato unicamente i periodi compresi fra ottobre e marzo visto che il periodo estivo è localmente caratterizzato da precipitazioni praticamente inesistenti e temperature elevate tali da rendere non apprezzabili valori e variazioni di umidità del suolo.

A partire dalle immagini a microonde sono state ottenute mappe di umidità del suolo (SMC) applicando un algoritmo basato sulle reti neurali (ANN) precedentemente validato sulla stessa area di studio (Hachani et al., 2019).

Le mappe sono state quindi oggetto di indagine per evidenziare quale indice ottico avesse la migliore correlazione con i valori di SMC.

E' stato successivamente calcolato un indice combinato ottico-microonde (*Combined Stress Drought Index – CDSI*) ed analizzate le correlazioni con i sopramenzionati valori di SMC.

Una ulteriore analisi è stata condotta analizzando le correlazioni fra i valori medi degli indici sopramenzionati (ottici e combinati) , calcolati per porzioni circolari di territorio con raggio di 100 metri a partire da stazioni meteorologiche, con gli antecedenti di precipitazione per i 5 giorni che precedono l'acquisizione dell'immagine satellitare.

In entrambe le analisi è emerso come il CDSI fosse l'indice più sensibile alle variazioni di umidità, ovvero più sensibile ai rari eventi di pioggia, in special modo per quanto riguarda le zone di pianura e pedemontana.

Nelle zone di montagna, probabilmente a causa del DEM utilizzato per la produzione delle mappe di SMC con risoluzione spaziale di 30 metri e non in grado di gestire in maniera adeguata zone a forte pendenza, il CDSI non risulta così efficace come nelle altre due zone pur risultando comunque di miglior affidabilità rispetto ai soli indici multispettrali; affidabilità che sarebbe forse migliorata con una integrazione di rilievi di verità a terra.

Abstract

The use of open data in the remote sensing sector represents an important resource for the production of cartography for agroforestry monitoring in areas sensitive to climate change as, for example, the arid and semi-arid zones of the Mediterranean basin.

The ability to assess different land use types, and their change over the years, is therefore essential to better understand the causes of the evolution of vegetation cover, whether increase or loss, and its consequences.

Together with the evolution of land cover type, the analysis of soil moisture, linked to the conditions of vegetative stress in agroforestry areas, is also important for a correct planning and monitoring of activities supporting environmental policies.

The land cover change maps are therefore real planning and decision-making tools, especially in terms of management and conservation of natural resources and ecosystems (Alexandre and Mering 2019; Fayama et al., 2020).

Tunisia, where study areas of this thesis are located, has had for decades an economy where the agricultural and agroforestry compartments represent two components more and more link to national food security policies.

In this work, researches were carried out in two geographical areas of Tunisia: in the central-northern sector, studies were conducted in three test sites in semi-arid contexts, but with different percentages and type of agroforestry cover, in order to verify how the quality of the classification of Land Cover improves with the integrated use of the Sentinel-1 (SAR) and Sentinel-2 (optical) satellites. In the southern part of the country, within a hydrographic basin located in an arid area, it has been shown that the synergistic use of SAR and optical data positively influences the identification of humidity variations in areas cultivated with olive trees not subject to irrigation.

The three pilot areas that have been analyzed, Kairouan, Le Khef and Siliana, represent in fact very distinct situations both as anthropic pressure, climatic characteristics and types of land use, thus allowing this research to explore a wide variety of environments even if always remaining in an agricultural-agroforestry context in semi-arid areas in the Mediterranean basin.

The main objective of this first part of the thesis is to see if and how the use of microwave satellite open data (Sentinel-1), can increase the accuracy of the interpretation of the optical ones (Sentinel-2) and derived vegetation indices.

The analyzed data covered a series of four years, from 2017 to 2021, supported by a data set of field surveys to obtain ground truths.

Subsequently, four different algorithms were applied on multiple combinations of optical indices and polarizations backscatter (from microwave data) to identify, case by case, which was the procedure to provide the best land use mapping.

In all the three test sites, the integration of Sentinel-1 data increased accuracy and precision of land use classification.

All activities were carried out using open source technologies to make completely replicable adopted methodology and achieved results.

The second part of the thesis aims to produce and analyze multispectral and combined multispectral / SAR indices, starting from open data, and their correlation with soil moisture.

The surveyed area, representative of agroforestry contexts in arid environments, was defined as water catchment area of Wadi Hallouf/Oum Zessar, in the Governorate of Medenine which is located in the southern part of the country.

In particular, the portions of land cultivated with olive trees, rainfed, distinguishing three environments according to the different climatic and geomorphological characteristics: plain, foothill and mountain areas.

Multispectral and microwave images (Sentinel-2 and Sentinel-1) were then downloaded and processed in the period 2017 – 2020 acquired on extremely close dates (± 5 days) and without there being rainfall events in the period between the two acquisitions.

The analyzed seasons were focused only on the periods between October and March since summer period is locally characterized by practically non-existent rainfall and very high temperatures such as to make values and variations in soil moisture not appreciable.

Processing microwave images, soil moisture maps (SMCs) were obtained by applying a neural network-based algorithm (ANN) previously validated on the same study area (Hachani et al., 2019).

The maps were then analysed to highlight which optical index had the best correlation with SMC values; a combined stress drought index (CDSI) was then calculated and correlations with the aforementioned SMC values were analyzed.

A further analysis was conducted by analyzing the correlations between the average values of the aforementioned indices (optical and combined), calculated for buffered areas with a radius of 100 meters starting from meteorological stations, with the precipitation antecedents for the 5 days preceding the acquisition of the satellite image.

In both analyses it emerged that CDSI was most sensitive index to changes in humidity, i.e. more reactive to rare rain events, especially with regard to the plains and foothills.

In mountain areas, probably due to the DEM used for the production of SMC maps with a spatial resolution of 30 meters and not being able to adequately manage areas with steep slopes, the CDSI is not as effective as in the other two areas however, resulting in better reliability than the multispectral indices alone; reliability that would perhaps be improved if integrated with ground truth surveys.

Indice

1. Introduzione	17
1.1. Importanza degli studi su Land cover	19
1.2. Importanza degli studi relativi all'umidità del suolo.....	20
1.3. Principi di telerilevamento ottico e a microonde.....	21
Telerilevamento ottico	22
Telerilevamento RADAR	25
1.4. Inquadramento delle zone di studio.....	28
Kairouan.....	29
Le Khef	32
Siliana.....	36
Bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar	38
2. Materiali e metodi	46
2.1. Ricerca e acquisizione di dati satellitari	48
Dati ottici : Sentinel-2.....	48
I dati SAR: Sentinel-1	52
2.2. Punti di verifica in campo	56
Analisi di Land Cover	56
Stazioni meteo.....	60
2.3. Indici derivati di vegetazione e valori di SMC.....	61
Calcolo degli indici di vegetazione	63
Produzione di indici ottici derivati e loro andamento stagionale per classi di Land Use .	64
Produzione di mappe di umidità del suolo.....	64
2.4. I metodi di classificazione	67
Classificazione supervised	68
Classificazione non supervised	68
Classificazione pixel based	69
Classificazione object oriented	69
2.5. Gli algoritmi di classificazione.....	69
Nearest Neighbor (K-NN).....	70
Maximum Likelihood	70
Random Forest	71
Gli algoritmi SVM	72
Algoritmo albero decisionale	73
3. Risultati	74
3.1. Land Cover e Land Cover Change	74
Le combinazioni di dati satellitari.....	74
La classificazione tramite SCP	75
Validazione della Classificazioni.....	78
Definizione per analisi di Land Cover Change.....	79
Classificazione della zona di Kairouan	81
Classificazione della zona di Le Khef.....	88
Classificazione della Zona di Siliana	95
3.2. Umidità del suolo	101
Identificazione dei punti di controllo	101
Correlazione tra indici derivati da satellite ed umidità del suolo.....	103
Caratterizzazione delle stazioni meteo e valore delle precipitazioni antecedenti	104

	Sensibilità degli indici meteo ad eventi significativi di pioggia	107
	Analisi dei dati per singola stazione	108
4.	Discussione	115
5.	Conclusioni	120
6.	Bibliografia	121
7.	Allegati.....	129
7.1.	Allegato 1: Elenco delle immagini utilizzate	129
7.2.	Allegato 2: Elenco domande scheda di campo.....	139
7.3.	Allegato 3: statistiche dei punti raccolti con Kobo	145
	Kairouan.....	145
	Le Khef	149
7.4.	Allegato 4 : Matrici di confusione.....	152
	Khaïrouan.....	152
	Le Khef	155
	Siliana.....	158
7.5.	Allegato 5 : Mappe e classi di Land Use.....	159
	Khaïrouan.....	159
	Le Khef	162
	Siliana.....	166

Indice delle figure

Figura 1: Esempio di Telerilevamento a sensore passivo	22
Figura 2: Esempio di Telerilevamento a sensore attivo	22
Figura 3: radiazione incidente, riflessa ed acquisizione da satelliti ottici	23
Figura 4: schema semplificato dell'Interazione fra radiazione e foglie	24
Figura 5: esempio semplificato di firme spettrali (acqua, suolo e vegetazione)	24
Figura 6: acquisizione di immagini radar	25
Figura 7: Polarizzazione radar orizzontale e verticale	27
Figura 8: Localizzazione delle tre zone pilota in Tunisia.	28
Figura 9: Localizzazione del bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar.....	28
Figura 10: Limiti della zona pilota di Kairouan	29
Figura 11: dati climatici mensili (2010-2020) per la zona di Kairouan	29
Figura 12: dati metereologici derivati dal servizio WorldClim (zona di Kairouan)	30
Figura 13: temperatura media giornaliera della superficie terrestre (Kairouan, 2020)	31
Figura 14: temperatura media notturna della superficie terrestre (Kairouan, 2020)	31
Figura 15: estratto della carta pedologica della Piana di Merguellil	32
Figura 16: limiti della zona pilota di Le Khef	32
Figura 17: dati climatici mensili (2010-2020) per la zona di Le Khef(climate-data.org)	33
Figura 18: dati metereologici derivati dal servizio WorldClim (zona di Le Khef)	33
Figura 19: temperatura media giornaliera della superficie terrestre (Le Khef, 2020).....	34
Figura 20: temperatura media notturna della superficie terrestre (Le Khef, 2020).....	34
Figura 21: Dati relativi alle temperatura per Le Khef in Arile 2020.....	34
Figura 22: estratto della carta pedologica della zona pilota di Le Khef.....	35
Figura 23: limiti della zona pilota di Siliana	36
Figura 24: dati climatici mensili (2010-2020) per la zona di Siliana.....	36
Figura 25: dati metereologici derivati dal servizio WorldClim (zona di Siliana)	37
Figura 26:temperatura media diurna della superficie terrestre (Siliana, 2000)	37
Figura 27: temperatura media notturna della superficie terrestre (Siliana, anno 2000)	37
Figura 28: descrizione sintetica metereologica per Siliana in Arile 2020.....	38
Figura 29: estratto della carta pedologica della zona pilota di Siliana.....	38
Figura 30: limite del bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar	39
Figura 31: esempi di jassour nella zona di studio	40
Figura 32: carta di land use	40

Figura 33: andamento temperature da prodotto MODIS - LST per il periodo analizzato	43
Figura 34: andamento pluviometrico di quattro stazioni meteo della zona di studio.....	43
Figura 35: andamento mensile della ETP nella zona di studio	44
Figura 36: andamento pluviometrico ottobre 2017 - aprile 2018 derivato da dati CHIRPS 2.0	44
Figura 37: Carta pedologica della zona (IRA)	45
Figura 38: bande spettrali del sensore Sentinel-2.....	48
Figura 39: esempio di risultato ricerca immagini Sentinel-2	49
Figura 40: interfaccia per la ricerca di immagini Sentinel-2.....	49
Figura 41: Interfaccia utente del plugin SCP	50
Figura 42: interfaccia utente della ricerca di immagini S-2 attraverso il plugin SCP in QGIS	51
Figura 43: frame dei due passaggi Sentinel 2 su cui insistono le tre zone di studio	51
Figura 44: frame delle immagini Sentinel 2 per il bacino del Wadi Hallouf/Oum Zessar.....	52
Figura 45: sistemi di osservazione (sentinel-1)	52
Figura 46: frame ascendente e discendente delle immagini Sentinel-1 su cui insistono le tre zone di studio	53
Figura 47: schema della procedura adottata su SNAP per processamento immagini S1.....	54
Figura 48: esempio di immagine S-1 dopo il preprocessing (Kairouan, 16 Novembre 2019, polarizzazione VH).....	54
Figura 49: frame delle immagini Sentinel-1.....	55
Figura 50: Projected LIA (1 dicembre 2017)	55
Figura 51: esempio della costruzione delle schede di campo tramite KoboToolbox.....	57
Figura 52: esempi di interfaccia per inserimento dati di campo su dispositivo mobile	57
Figura 53: immagini tratte dai rilievi in campo.....	58
Figura 54: visualizzazione dei dati di campo per la zona di Kairouan attraverso l'interfaccia KoboToolbox.....	58
Figura 55: tabella degli attributi dei dati raccolti sul campo (KoboToolbox).....	59
Figura 56: esempio di ROI derivate dai rilievi all'interno della zona di Kairouan.....	60
Figura 57: localizzazione stazioni metereologiche IRA all'interno della zona di studio	60
Figura 58: modellizzazione per derivare gli indici di vegetazione	63
Figura 59: Differenza normalizzata dei vari indici ottici fra Ottobre e Novembre 2017.....	64
Figura 60: Diagramma di flusso della generazione del set di training/test	66
Figura 61: Confronto fra le mappe di SMC di dicembre 2017 (sinistra) e marzo 2018 (destra)	66

Figura 62: andamento dell'indice CDSI per Ottobre 2017 (a) , Novembre 2017 (b) e Marzo 2018(c).....	67
Figura 63: Schema dell'algoritmo K-NN (con K=3)	70
Figura 64: Schema di funzionamento dell'algoritmo Maximum likelihood (Lillesand, 2001) 71	
Figura 65: Principio di funzionamento del classificatore Random Forest (https://en.wikipedia.org/wiki/Random_forest#/media/File:Random_forest_diagram_complete.png).....	72
Figura 66: Classificazione tramite algoritmo SVM lineare (A) e non lineare (B)	72
Figura 67: schema sintetico del funzionamento dell'algoritmo Albero decisionale	73
Figura 68: dettaglio sul flusso delle operazioni realizzate nel presente lavoro.....	75
Figura 69: interfaccia di SCP per la classificazione supervised con algoritmi	77
Figura 70: funzione Accuracy Assessment di SCP	78
Figura 71: Interfaccia di SCP per eseguire identificazione di Land Cover Change.....	80
Figura 72: risultati delle varie combinazioni con classificazione K-NN per Kairouan	82
Figura 73: Carta di Land Cover (Kairouan, K-NN 2020)	82
Figura 74: risultati delle varie combinazioni con classificazione RF per Kairouan	83
Figura 75: Carta di Land Cover (Kairouan, RF 2020)	84
Figura 76: risultati delle varie combinazioni con classificazione SVM per Kairouan.....	85
Figura 77: Carta di Land Cover (Kairouan, SVM 2020)	86
Figura 78: estratto di mappa di Land Cover Change della zona di Kairouan	87
Figura 79: Distribuzione delle classi di Land Use nella zona di Kairouan (algoritmo RF)	87
Figura 80: : risultati delle varie combinazioni con classificazione K-NN per Le Khef.....	89
Figura 81: Carta di Land Cover (Le Khef, K-NN 2021).....	90
Figura 82: risultati delle varie combinazioni con classificazione ML per Le Khef	91
Figura 83: Carta di Land Cover (Le Khef, ML 2021).....	92
Figura 84: risultati delle varie combinazioni con classificazione RF per Le Khef	92
Figura 85: Carta di Land Cover (Le Khef, RF 2021).....	93
Figura 86: Distribuzione delle classi di Land Use nella zona di Le Khef (algoritmo RF)	94
Figura 87: risultati delle varie combinazioni con algoritmo K-NN per Siliana (2019)	96
Figura 88: Carta di Land Cover (Siliana, K-NN 2019).....	97
Figura 89: risultati delle varie combinazioni con algoritmo ML per Siliana (2019)	98
Figura 90: risultati delle varie combinazioni con algoritmo RF per Siliana	99
Figura 91: Carta di Land Cover (Siliana, RF 2019).....	100
Figura 92: classificazione FAO - LCCS2 per le annualità analizzate	101

Figura 93: Localizzazione dei punti per analisi statistiche.....	102
Figura 94: Interfaccia del plugin Point Sampling Tool.....	102
Figura 95: Esempio di tabella con il valore medio degli indici (classe 1)	103
Figura 96: Risultato dei valori medi normalizzati degli indici.....	103
Figura 97: valori cumulado delle precipitazioni antecedenti (5 giorni)	104
Figura 98: andamento stagionale degli indici normalizzati.....	105
Figura 99: interfaccia R studio per calcolo τ di Kendall	106
Figura 100: sintesi dei valori di τ per tipologia di olivicoltura	107
Figura 101: identificazione delle aree di buffer intorno alle stazioni meteorologiche IRA...	107
Figura 102: Interfaccia del processo in serie Statistiche zonali	108
Figura 103: visualizzazione dell'uso del suolo intorno alla stazione di Zammour (raggio circonferenza pari a 100 metri)	108
Figura 104: localizzazione della stazione di Allamet.....	109
Figura 105: visualizzazione dell'uso del suolo intorno alla stazione di Allamet (raggio circonferenza pari a 100 metri)	109
Figura 106: andamento della media degli indici calcolata per la zona di buffer intorno ad Allamet e precipitazioni registrate	109
Figura 107:rappresentazione degli indici nella area intorno alla stazione di Allamet (raggio circonferenza pari a 100 metri)	110
Figura 108: localizzazione della stazione di Grine	111
Figura 109: visualizzazione dell'uso del suolo intorno alla stazione di Grine (raggio circonferenza pari a 100 metri)	111
Figura 110: andamento della media degli indici calcolata per la zona di buffer intorno a Grine e precipitazioni registrate	111
Figura 111: rappresentazione degli indici nella area intorno alla stazione di Grine (raggio circonferenza pari a 100 metri)	112
Figura 112: localizzazione della stazione di Mthenine	113
Figura 113: visualizzazione dell'uso del suolo intorno alla stazione di Mthenine (raggio circonferenza pari a 100 metri)	113
Figura 114: andamento della media degli indici calcolata per la zona di buffer intorno a Mthenine e precipitazioni registrate	113
Figura 115: rappresentazione degli indici nella area intorno alla stazione di Mthenine (raggio circonferenza pari a 100 metri)	114

Figura 116: Valori di precisione per ogni singola classe suddivisi per i tre metodi di classificazione presi dalle migliori combinazioni di bande : Random Forest , K-NN et SVM (Kairouan)	116
Figura 117: Valori di precisione per ogni singola classe suddivisi per i tre metodi di classificazione : Random Forest , K-NN et ML (Le Khef)	117
Figura 118: Valori di precisione per ogni singola classe suddivisi per i tre metodi di classificazione : Random Forest , K-NN et ML (Siliana)	118
Figura 119: Land Cover et percentuale per singola classe (Kairouan 2020, RF)	159
Figura 120: Land Cover et percentuale per singola classe (Kairouan 2019, RF)	160
Figura 121 : Land Cover et percentuale per singola classe (Kairouan 2018, RF)	161
Figura 122: Land Cover et percentuale per singola classe (Le Khef 2017/2018, RF)	162
Figura 123: Land Cover et percentuale per singola classe (Le Khef 2018/2019, RF)	163
Figura 124: Land Cover et percentuale per singola classe (Le Khef 2019/2020, RF)	164
Figura 125: Land Cover et percentuale per singola classe (Le Khef 2020/2021, RF)	165
Figura 126: Land Cover et percentuale per singola classe (Siliana 2019, K-NN)	166

Indice delle tabelle

Tabella 1: Bande radar, frequenza e lunghezze d'onda (CCT, 1980)	26
Tabella 2: immagini S-1 e S-2 utilizzate per l'analisi della zona del bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar	56
Tabella 3: struttura della tabella delle ROI per uso in SCP.....	76
Tabella 4: struttura di una matrice di confusione	79
Tabella 5: Qualità della classificazione in funzione dell'indice K (Landis and Koch, 1977)..	79
Tabella 6:Matrice di confusione per classificazione k-NN Kairouan 2020 (NDVI+EVI+NDRE+VH/VV)	83
Tabella 7: Matrice di confusione per classificazione RF Kairouan 2020 (NDVI+EVI+NDRE+VH/VV)	84
Tabella 8: Matrice di confusione per classificazione SVM Kairouan 2020 (NDVI+EVI+VH/VV)	86
Tabella 9: Matrice di confusione della classificazione del vicino più vicino (K-NN) mediante dati NDVI + NDRE + S1	89
Tabella 10:Matrice di confusione della classificazione ML mediante l'uso dei dati NDVI + S1	91
Tabella 11: Matrice di confusione della classificazione con Random Forest con la combinazione NDVI+EVI+S1.....	93
Tabella 12 : Matrice di confusione della classificazione K-NN mediante l'uso di dati NDVI + EVI + VH/VV	96
Tabella 13: Matrice di confusione della classificazione ML mediante l'uso di dati NDVI + EVI + VH/VV	98
Tabella 14: Matrice di confusione della classificazione RF mediante l'uso di dati NDVI + EVI + S1.....	100
Tabella 15: tabella di sintesi con i valori di K per le singole combinazioni di bande / algoritmi	115

Liste degli acronimi e delle abbreviazioni

ANN : Artificial Neural Network

CDSI: Combined Drought Severity Index

EVI : Enhanced Vegetation Index

GIS : Sistemi Informativo Geografico

INAT : Institut National Agronomique de Tunisie

IRA : Institut des Régions Arides

K : Indice Kappa

K-NN : K Nearest Neighbour

LC : Land Cover

LST: Land Surface Temperature

ML : Maximum Likelihood

NDMI: Normalized Difference Moisture Index

NDRE: Normalized Difference Red Edge

NDVI: Normalized Difference Vegetation Index

NMDI: Normalized Difference Moisture Index

NIR : Near Infrared

RF : Random forest

ROI: Regions Of Interests

S-1 : Sentinel 1

S-2 : Sentinel 2

SAR : Synthetic-Aperture Radar

SCP : Semi-Automatic Classification Plugin

SMC: Soil Moisture Content

SIPI: Structure Insensitive Pigment Index

SWIR: Shortwave infrared

VSDI: Visible and Shortwave infrared Drought Index

1. Introduzione

La tipologia di uso del suolo è ovunque in rapido cambiamento sia a causa delle attività antropiche (La Mela Veca et al., 2016), quali ad esempio l'espansione delle zone urbanizzate e conseguente pressione sulle aree agricole-forestali (Hegazy and Kaloop, 2015) unito all'abbandono delle zone rurali (Delgado-Artés et al., 2022), che dei mutamenti climatici interessando in particolar modo contesti sensibili quali ad esempio le zone rurali del bacino del Mediterraneo dove studi inerenti la siccità (Santi et al., 2013) e relativi impatti e strategie di adattamento stanno diventando sempre più importati (World Meteorological Organization, 2019).

Questi cambiamenti hanno un forte impatto sull'ecosistema e, quindi, sono necessari meccanismi di monitoraggio efficaci per la gestione e utilizzo sostenibile delle risorse naturali (Avtar et al., 2020).

È assai probabile che questi cambiamenti continuino conservando la stessa tendenza a causa della maggiore pressione demografica; poter disporre di questi strumenti è quindi necessario per tentare di conservare una situazione ecologica sostenibile (Estoque, 2020), limitare la perdita di terreni agricoli ed ottimizzare la gestione delle risorse idriche (Zribi et al., 2011).

Fra gli strumenti disponibili, il telerilevamento riveste un ruolo di primaria importanza anche per la vasta e via via crescente gamma di prodotti "open" che permettono l'analisi dei settori agricolo e agroforestale, sia attraverso strumenti ottici (Chirici et al., 2020) che radar (Lapini et al., 2020) con risoluzioni spaziali sempre di maggior qualità e brevi tempi di rivisitazione (tempo che intercorre fra due acquisizioni successive di immagini relative alla stessa porzione di territorio).

Queste immagini, di conseguenza, sono in grado di fornire immagini del territorio di buona qualità e ravvicinate cronologicamente fra di loro per la realizzazione di analisi multitemporali. In particolar modo nei paesi in via di sviluppo, dove le risorse finanziarie per l'acquisizione di dati telerilevati sono spesso limitate, questi strumenti permettono il monitoraggio delle risorse naturali e di vari processi ecosistemici, come l'espansione urbana (Wentz et al., 2014) e le dinamiche forestali (Pecchi et al., 2020), sia fra le stagionalità di maggior criticità all'interno dello stesso anno che fra anni diversi.

Le mappe dell'uso del suolo derivate principalmente da dati satellitari, unite a rilievi condotti sul territorio, possono essere catalogati fra gli strumenti di pianificazione che descrivono la distribuzione geografica delle risorse naturali, le variazioni di umidità nei suoli (Hachani et al., 2019) ed utilizzate come importanti dati in ingresso per una serie di settori a supporto del

processo decisionale in molteplici settori (Abdullah and Nakagoshi, 2007); (Sumarga and Hein, 2014); (Schulz et al., 2021) quali, ad esempio, il sostegno alla pianificazione territoriale per indirizzare e/o monitorare i progressi verso l'attuazione degli Obiettivi di Sviluppo Sostenibile (SDG) ("Transforming Our World: The 2030 Agenda for Sustainable Development," 2018).

Una maggiore accuratezza nella produzione delle mappe di uso del suolo (Pérez-Hoyos et al., 2020) influenza quindi la precisione degli strumenti di pianificazione territoriale ed aiuta i decisori (Malek and Verburg, 2020) che devono affrontare problemi come la gestione delle risorse idriche, la sicurezza alimentare, la mitigazione dei cambiamenti climatici e resilienza, fornendo loro informazioni precise e aggiornate sulla distribuzione spaziale delle risorse naturali.

In Tunisia, così come in altri paesi, tali mappe sono generalmente realizzate dai servizi di statistica preposti e sono parte integrante del censimento agricolo ad uso delle direzioni regionali a supporto di indagini e campionamenti regolarmente effettuati prima di ogni stagione agricola.

La difficoltà nell'ottenere dati satellitari multispettrali con adeguata risoluzione spaziale e privi di copertura nuvolosa, condizioni necessarie per poter derivare analisi sulla copertura del suolo, è stato mostrato da numerose indagini (Hansen and Loveland, 2012), (Leinenkugel et al., 2014) e, anche per questo motivo, le immagini radar ad apertura sintetica (SAR) possono spesso fornire informazioni dettagliate a supporto delle procedure per la produzione di cartografia di Land Use (Steinhausen et al., 2018) in quanto scarsamente influenzate dalle condizioni di illuminazione e nuvolosità.

L'uso sinergico di dati ottici e dati complementari derivanti da sensori SAR è di conseguenza oggetto di un numero via via crescente di studi scientifici anche per alcuni inconfutabili vantaggi quali, ad esempio, fornire immagini gratuite a media risoluzione indipendentemente dalla fascia oraria di acquisizione, dalle presenza di nuvole o dalle condizioni meteorologiche, avere una maggiore sensibilità nell'identificare differenze in relazione alle asperità ed umidità del terreno (Fontanelli et al., 2013), morfologia della vegetazione (stadi colturali) e parametri del suolo (Ayari et al., 2021)

La combinazione di dati con buona risoluzione spaziale e congrui tempi di rivisitazione sono in grado di offrire strumenti via via di maggior interesse e precisione per realizzare cartografie tematiche inerenti la copertura vegetale (Wagner et al., 2012) e già studi di settore hanno dimostrato che l'uso combinato di dati ottici e SAR può migliorare significativamente l'accuratezza della classificazione di copertura del suolo (Ali et al., 2018) (Schulz et al., 2021).

In questo lavoro sono state realizzate ricerche distinte in due aree geografiche della Tunisia: nel settore centro settentrionale sono stati condotti studi in tre zone pilota in contesti semiaridi, ma con diverse percentuali e tipologia di copertura agroforestali, al fine di verificare come la qualità della classificazione di *Land Cover* migliori con l'uso integrato dei satelliti Sentinel-1 (SAR) e Sentinel-2 (ottico). Nella zona meridionale del paese, all'interno di un bacino idrografico situato in una zona arida, si è dimostrato come l'uso sinergico di dati SAR e ottici influenzi positivamente l'identificazione le variazioni di umidità in zone coltivate ad olivo non soggette ad irrigazione.

In questo studio, l'obiettivo principale è dunque quello di valutare differenti procedure e metodi, in funzione di bande usate ed algoritmi applicati, per affermare che l'uso sinergico di dati satellitari SAR (Sentinel-1) e multispettrali (Sentinel-2) sia un utile strumento a supporto dell'analisi territoriale in contesti aridi e semi-aridi.

1.1. Importanza degli studi su Land cover

La copertura del suolo descrive la copertura biofisica della superficie terrestre ed è identificata come una delle cinque variabili climatiche essenziali (ECV) ad alta priorità dal programma *Global Climate Observing System* (GCOS, 2016).

Queste variabili sono selezionate per la loro importanza nella comprensione e previsione dei cambiamenti climatici, nonché per il loro carattere essenziale nel guidare le azioni di adattamento e mitigazione ai cambiamenti climatici.

Tra le altre cose, le analisi delle suddette variabili rappresentano attività a sostegno del lavoro dell'*Intergovernmental Panel on Climate Change* (Pachauri et al., 2014).

Le mappe che descrivono l'uso del suolo sono potenti strumenti scientifici e decisionali; vengono usate nei lavori di ricerca come input per i sistemi di modellizzazione del ciclo dell'acqua e del carbonio o per i bilanci energetici (Claverie et al., 2012) (Houghton et al., 2012) ed anche per applicazioni operative, in particolare per monitorare i cambiamenti globali, ed a supporto nella redazione di indicazioni e raccomandazioni per l'implementazione di politiche pubbliche di sviluppo che richiedono una conoscenza precisa ed olistica dei territori (Feddema et al., 2005) (Pachauri et al., 2014) (Pielke, 2005).

L'importanza di queste mappe ha quindi portato alla nascita di numerose attività e progetti nazionali ed internazionali volti a produrre mappe dell'uso del suolo e del loro cambiamento nel tempo (Henchiri et al., 2020).

Tuttavia, per ottenere queste mappe esistono diversi approcci metodologici in grado di sfruttare al meglio le immagini satellitari; tra queste, l'analisi multitemporale della copertura del suolo, considerata una delle più utilizzate (Fichera et al., 2012) (Si Salah et al., 2020) che ha uno dei suoi maggior punti di forza nella capacità di tenere conto della distribuzione spaziale e temporale dei cambiamenti (Franklin et al., 2002) (Griffith, 2003).

1.2. Importanza degli studi relativi all'umidità del suolo

La siccità è un fenomeno lento che si evolve nel corso di una stagione, o addirittura di anni, ed è stato identificato come uno dei disastri naturali più complicati e maggiormente influenzato dalla cattiva gestione dei suoli e dai cambiamenti climatici.

Il monitoraggio della siccità e la valutazione delle sue dinamiche spazio-temporali sono pertanto attività da ritenere essenziali per gestire le condizioni locali, e non solo, così come per proteggere gli ambienti naturali fragili come quelli delle regioni aride dove sono causa di forti diminuzioni della produttività agricola (Denli, Hayri Hakan, 2017).

Nei paesi caratterizzati da clima arido e semi-arido, è dunque estremamente importante riuscire a produrre stime affidabili dell'evoluzione dell'umidità del suolo ai fini della gestione dell'acqua, al fine di ridurre gli sprechi idrici e programmare correttamente le pratiche agricole.

Dal 1970, numerosi studi hanno utilizzato osservazioni terrestri satellitari per monitorare le dinamiche della superficie terrestre (Anderson et al., 1976), (Reed et al., 1994), (Peters et al., 2002); in particolare l'analisi e confronto di indici multispettrali per identificare cambiamenti dell'umidità del suolo in ambienti aridi la cui valutazione, sia diretta che indiretta attraverso lo stato della vegetazione, è stato oggetto di numerosi studi (Volcani et al., 2005; Choudhury, 1992; Hua et al., 2019) anche in correlazione con dati di temperatura superficiale (LST) (Sruthi and Aslam, 2015; Nanzad et al., 2019).

Gli studi di telerilevamento dell'umidità del suolo si sono anche concentrati principalmente sull'uso di sensori a microonde a causa dell'altissima sensibilità di questa banda spettrale all'acqua contenuta nei corpi osservati (Ulaby et al., 1981).

Molte ricerche sono state in passato condotte con successo utilizzando anche sensori a microonde, sia passivi che attivi, per valutare la sensibilità dell'emissione di microonde e della retrodiffusione all'umidità del suolo in diverse condizioni ambientali e varie coperture vegetali (Macelloni et al., 1999), (Santi et al., 2017).

In sintesi, è possibile affermare che gli indici di siccità, prodotti dall'elaborazione di dati telerilevati sia multispettrali che microonde, sono efficaci e adatti al monitoraggio spaziale e temporale delle condizioni di umidità del suolo e della vegetazione.

1.3. Principi di telerilevamento ottico e a microonde

Il *Journal of Applied Remote Sensing* (JARS) definisce il telerilevamento come “la scienza e la tecnologia con la quale le caratteristiche degli oggetti di interesse possono essere identificate, misurate e analizzate senza contatto diretto” mentre per lo *United States Geological Survey* (USGS) è “il processo di rilevamento e monitoraggio delle caratteristiche fisiche di un'area tramite la misurazione della radiazione riflessa ed emessa a distanza (tipicamente da satellite o aereo). Sensori speciali raccolgono le immagini telerilevate, aiutando i ricercatori a interpretare gli oggetti sulla superficie terrestre”.

Il telerilevamento comprende dunque l'intero processo di acquisizione e registrazione dell'energia della radiazione elettromagnetica, emessa o riflessa, l'elaborazione ed analisi delle informazioni e quindi l'applicazione di tali informazioni (CCRS, 2015) ottenendo informazioni sulle caratteristiche fisiche, biofisiche e biologiche degli elementi della superficie terrestre.

Le immagini possono essere ottenute tramite sensori provenienti da diverse piattaforme quali, ad es esempio, droni, aerei e satelliti; in questa tesi si farà ricorso esclusivamente a queste ultime integrate, per quanto riguarda la prima delle due ricerche, da rilievi effettuati sul territorio con l'ausilio di applicazioni open source per dispositivi mobili quali smartphone o tablet.

Ci sono due sistemi principali di acquisizione di dati attraverso sensori remoti: quello passivo e quello attivo (Lillesand and Kiefer, 1979): il sistema si dice passivo (Figura 1) quando la radiazione elettromagnetica utilizzata proviene da una sorgente naturale come il sole mentre è attivo quando la radiazione elettromagnetica proviene dal sensore stesso.

Il dominio passivo comprende essenzialmente le cosiddette immagini ottiche, termiche e i radiometri a microonde; i sensori ottici funzionano utilizzando onde elettromagnetiche nelle regioni del visibile, del vicino e del medio infrarosso (NIR-MIR) dello spettro elettromagnetico.

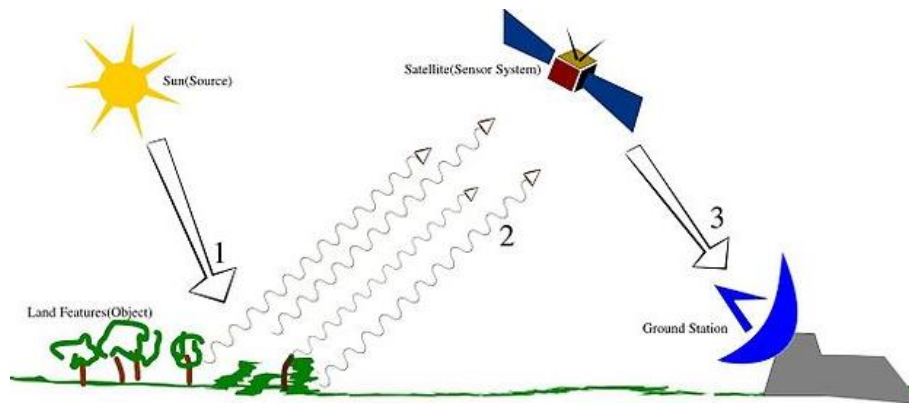


Figura 1: Esempio di Telerilevamento a sensore passivo

(https://en.wikipedia.org/wiki/Remote_sensing#/media/File:Remote_Sensing_Illustration.jpg)

Il telerilevamento con sensori attivi (Figura 2) corrisponde principalmente alle immagini cosiddette RADAR (Radio Detection And Ranging) e alle immagini LIDAR (Light Detection And Ranging).

I sensori RADAR funzionano con onde centimetriche corrispondenti alla regione delle microonde dello spettro elettromagnetico mentre, così come i sensori ottici, i LIDAR funzionano utilizzando onde elettromagnetiche appartenenti allo spettro visibile, NIR e MIR.

Il dominio attivo che utilizza la regione delle microonde dello spettro elettromagnetico è debolmente sensibile alle condizioni atmosferiche e, pertanto, è possibile acquisire immagini Radar in praticamente qualsiasi condizione atmosferica, cosa che non invece non è possibile con il telerilevamento tramite sensori ottici.

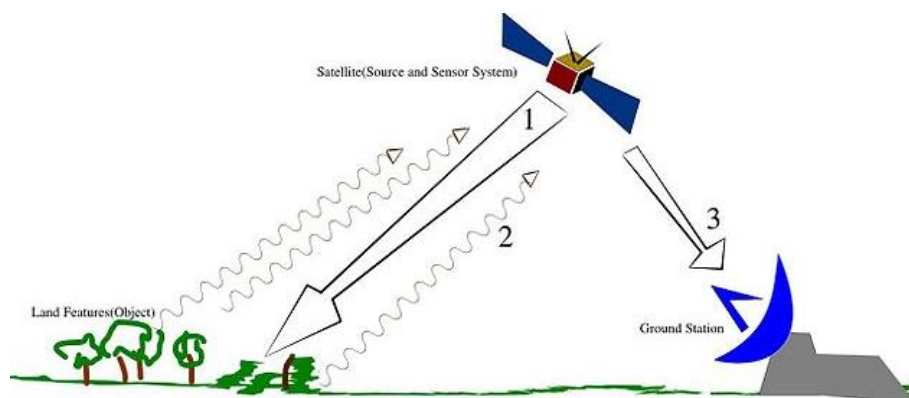


Figura 2: Esempio di Telerilevamento a sensore attivo

(https://en.wikipedia.org/wiki/Remote_sensing#/media/File:Remote_Sensing_Illustration.jpg)

Telerilevamento ottico

I sensori remoti nel settore ottico registrano parte della radiazione solare riflessa sulla superficie terrestre e dagli oggetti che si trovano su di essa (Figura 3) ; ogni sensore ottico è caratterizzato dalle bande spettrali in cui opera (prevalentemente “visibile”, “NIR” e “MIR”).

I principali gruppi di bande spettrali (Goetz et al., 1985) nel telerilevamento ottico sono i seguenti:

- Da 0,4 μm a 0,7 μm per lo spettro visibile;
- Da 0,7 μm a 3 μm per lo spettro dell'infrarosso vicino e medio;
- da 4 μm a 50 μm per lo spettro dell'infrarosso lontano.

Le onde o le radiazioni emesse dal sole attraversano l'atmosfera, interagiscono con la superficie terrestre prima di essere riflesse da questa superficie ed essere quindi registrate dal sensore.

Il segnale elettromagnetico registrato dal sensore deve essere elaborato per ridurre gli effetti dell'atmosfera tramite un preprocessamento; questo passaggio (correzione atmosferica) è necessario perché il percorso delle onde o della radiazione emessa dal sole comporta un doppio attraversamento dell'atmosfera, prima e dopo la riflessione dalla superficie, per poi raggiungere il sensore.

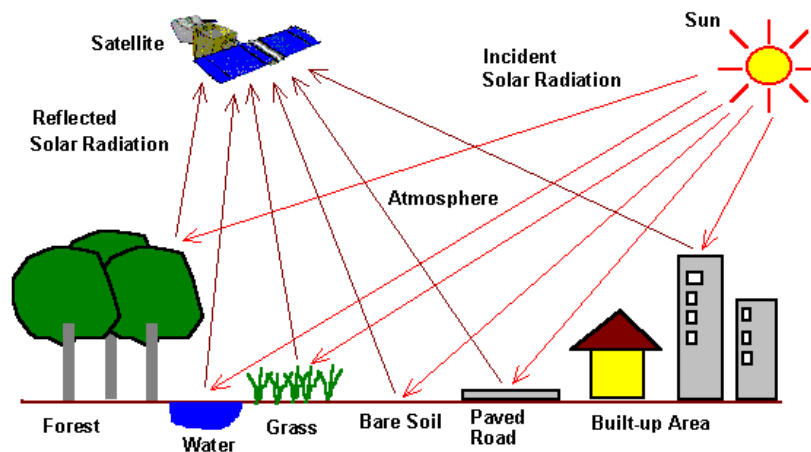


Figura 3: radiazione incidente, riflessa ed acquisizione da satelliti ottici
(Practical manual on Remote Sensing , GIS and Land Use Planning, 2015)

Quando la radiazione elettromagnetica raggiunge gli oggetti sulla superficie, parte dell'energia viene assorbita (assorbimento), un'altra parte della radiazione viene riflessa dall'oggetto (Figura 4).

Parte della radiazione può eventualmente essere trasmessa attraverso l'oggetto se è più o meno trasparente, con una variazione della direzione di propagazione dovuta alla rifrazione.

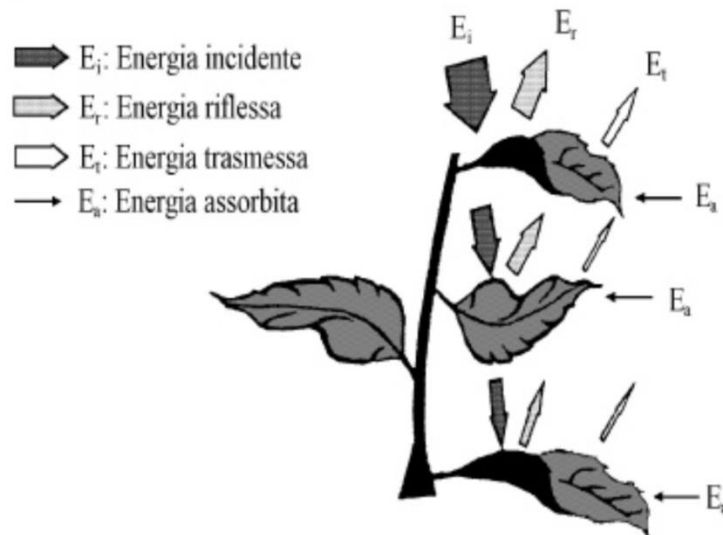


Figura 4: schema semplificato dell'Interazione fra radiazione e foglie
(Gomasca M., Elementi di Geomatica. 2004)

I sensori ottici sono caratterizzati in base alla loro risoluzione spaziale, spettrale e temporale che varia a seconda dei campi di applicazione (Xie et al., 2008), (Girard, M.C. and Girard, 1999); la firma spettrale di un oggetto dipende dunque dalla lunghezza d'onda di un segnale elettromagnetico incidente sulla superficie dell'oggetto in questione.

Differenti tipi di superficie come l'acqua, il terreno spoglio o la vegetazione (Figura 5) riflettono la radiazione in maniera differente in vari canali: la radiazione riflessa in funzione della lunghezza d'onda viene chiamata firma spettrale.

Per quanto riguarda la vegetazione (Knipling, 1970), ha un'elevata riflettanza nelle lunghezze d'onda del vicino infrarosso mentre è molto bassa nel canale rosso; risulta quindi chiaro come sia possibile differenziare scindere due tipi di oggetti grazie alla loro firma peculiare nei canali spettrali.

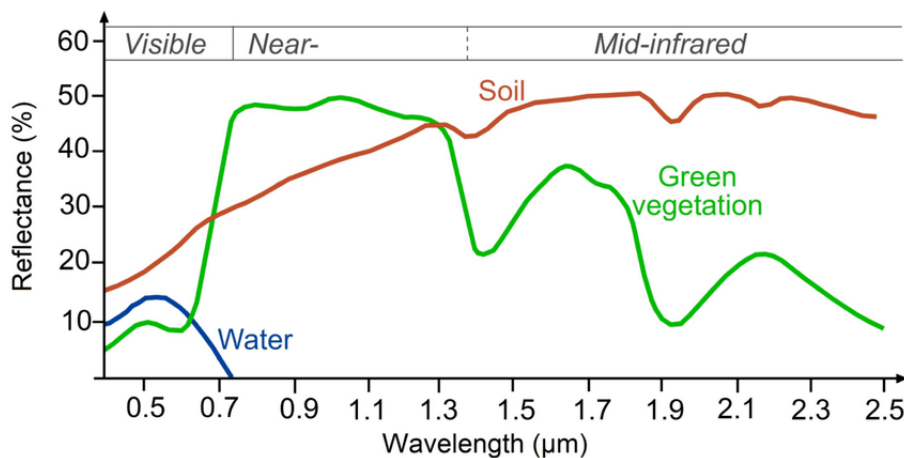


Figura 5: esempio semplificato di firme spettrali (acqua, suolo e vegetazione)
(<http://www.seos-project.eu/>)

Telerilevamento RADAR

L'acronimo RADAR sta per *Radio Detection And Ranging* ovvero “rilevamento delle onde radio e misurazione della distanza” che, così come accennato in precedenza, è un sistema attivo che illumina una porzione del globo con un'onda elettromagnetica nel dominio delle microonde ricevendone gli echi riflessi dagli oggetti colpiti.

L'antenna radar o trasmettitore emette impulsi elettromagnetici molto brevi, con una frequenza di ripetizione fissa e ad intervalli regolari, verso “bersagli” a livello del suolo che riflettono verso l'antenna gli impulsi ricevuti (figura 6). L'antenna capta quindi questi echi con uno scarto (*offset*) tanto maggiore quanto più i bersagli sono lontani dall'emissione (Dell, 1963).

A seguito di elaborazioni relativamente complesse, raggruppate sotto il nome di “Sintesi di Apertura”, il sistema genera un'immagine dove ad ogni punto corrisponde una misura complessa di ampiezza e fase (l'ampiezza è legata alla potenza ricevuta in funzione del bersaglio mentre la fase è legata ai tempi di propagazione tra l'antenna ed i bersagli presenti nel pixel). Questo formato di dati è chiamato Single Look Complex (SLC) ove i punti di terra sono classificati in base alla distanza dall'antenna.

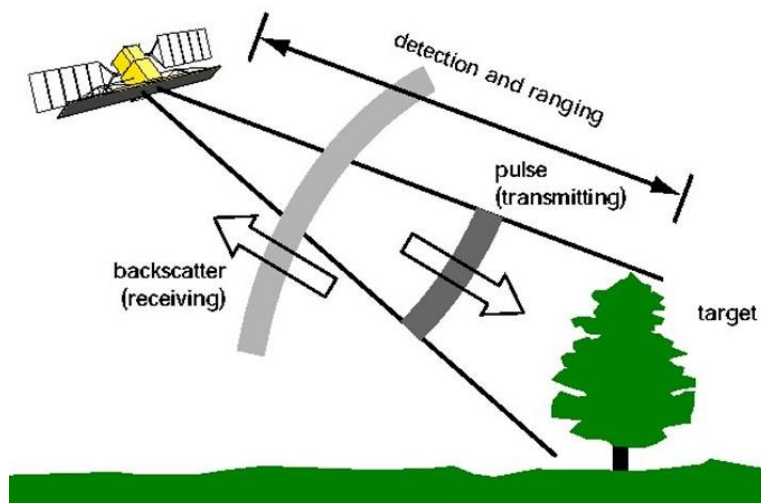


Figura 6: acquisizione di immagini radar

(<https://www.nrcan.gc.ca/maps-tools-and-publications>)

I sistemi radar utilizzano una gamma di lunghezze d'onda a microonde che variano da 0,8 cm a 1,3 m. Le lunghezze d'onda o regioni del dominio spettrale sono state suddivise in bande (Tabella 1). Distinguiamo le bande Ka, K, Ku, X, C, S, L e P (Barton, 2005).

Banda	Frequenza (GHz)	Lunghezza d'onda (cm)
P	0.225 – 0.390	100 – 30
L	0.39 – 1.55	30 – 15
S	1.55 – 4.20	15 – 7.5
C	4.2 – 5.75	7.5 – 3.75
X	5.75 – 10.9	3.75 – 2.4
Ku	10.9 – 22.0	2.4 – 1.67
Ka	22.0 – 36	1.1 – 0.75

Tabella 1: Bande radar, frequenza e lunghezze d'onda (CCT, 1980)

Per queste lunghezze d'onda le immagini risultano poco sensibili a nubi e copertura nuvolosa, da qui il sempre maggior interesse nell'utilizzare immagini radar in aree caratterizzate da persistenza di perturbazioni atmosferiche.

Nei sistemi radar le onde trasmesse o ricevute sono polarizzate e la polarizzazione gioca un ruolo importante nella risposta radar e nella sua elaborazione si riferisce all'orientamento del campo elettrico.

La maggior parte dei radar sono progettati per trasmettere radiazioni a microonde polarizzate orizzontalmente (H) o verticalmente (V).

Allo stesso modo, l'antenna riceve l'energia retrodiffusa (*backscatter*) polarizzata orizzontalmente o verticalmente; alcuni radar possono riceverle entrambe.

È possibile quindi identificare quattro combinazioni di polarizzazione di trasmissione e ricezione:

HH – per trasmissione orizzontale e ricezione orizzontale,

VV – per trasmissione verticale e ricezione verticale,

HV – per la trasmissione orizzontale e la ricezione verticale, e

VH – per trasmissione verticale e ricezione orizzontale.

Le prime due combinazioni di polarizzazione sono indicate come copolarizzate perché le polarizzazioni di trasmissione e ricezione sono dello stesso tipo mentre le seconde due sono definite a polarizzazione incrociata (cross-polarizzate).

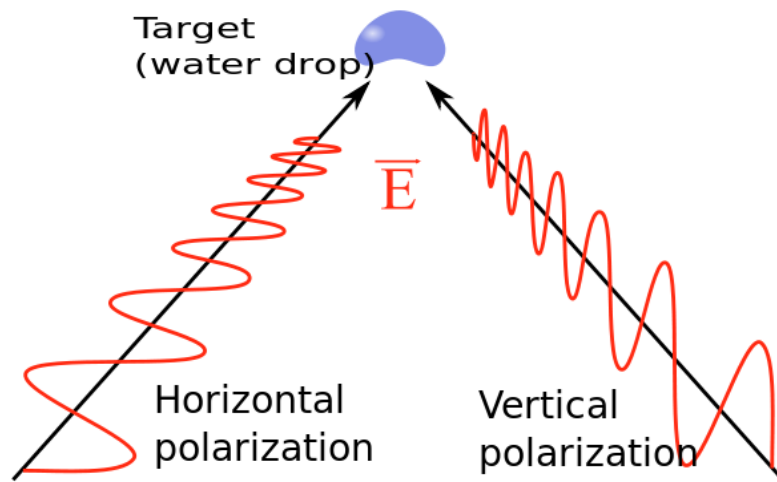


Figura 7: Polarizzazione radar orizzontale e verticale

(https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/f/fd/Radar-polarisation_en.svg)

Le immagini radar ad apertura sintetica, o SAR, possono essere utilizzate per contribuire ad identificare i tipi di colture (Corgne et al., 2016), le diverse pratiche culturali relative all'irrigazione e fasi di lavorazione del terreno così come umidità del suolo (Zribi et al., 2019) e biomassa vegetale (Santi et al., 2021).

1.4. Inquadramento delle zone di studio

Le aree di studio su cui è stata realizzata questa ricerca possono essere raggruppate in due macrozone: la prima, situata nel settore centro settentrionale del paese, comprende i Governatorati di Khairouan, Le Khef e Siliana (Figura 8); la seconda ricade all'interno del Governatorato di Medenine ed è delimitata dal bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar (Figura 9)

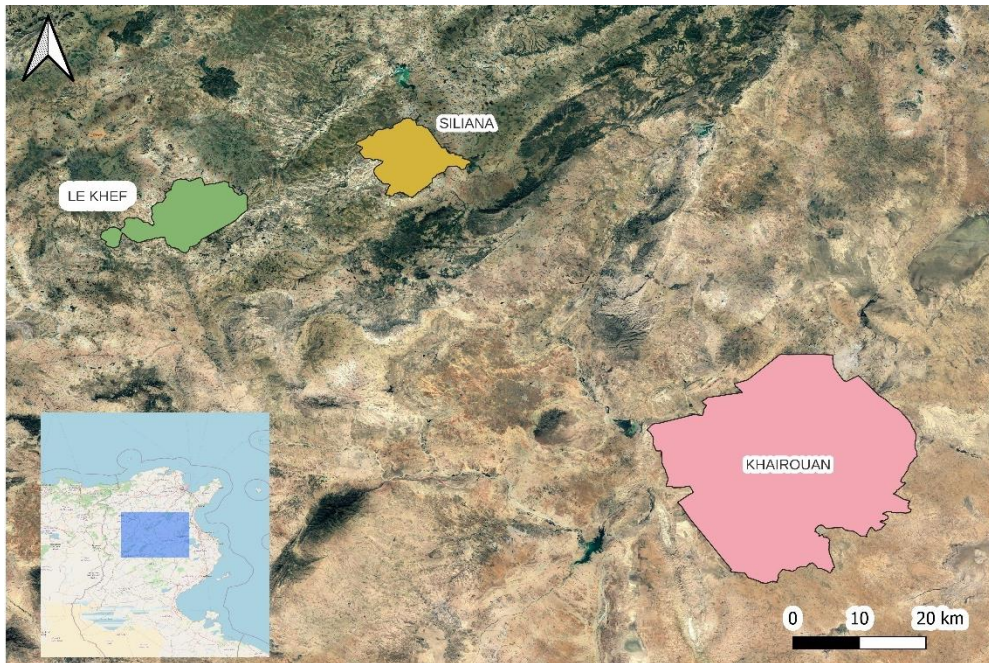


Figura 8: Localizzazione delle tre zone pilota nella Tunisia centrosettentrionale

Le Khef (verde) , Siliana (giallo) e Kairouan (rosa)

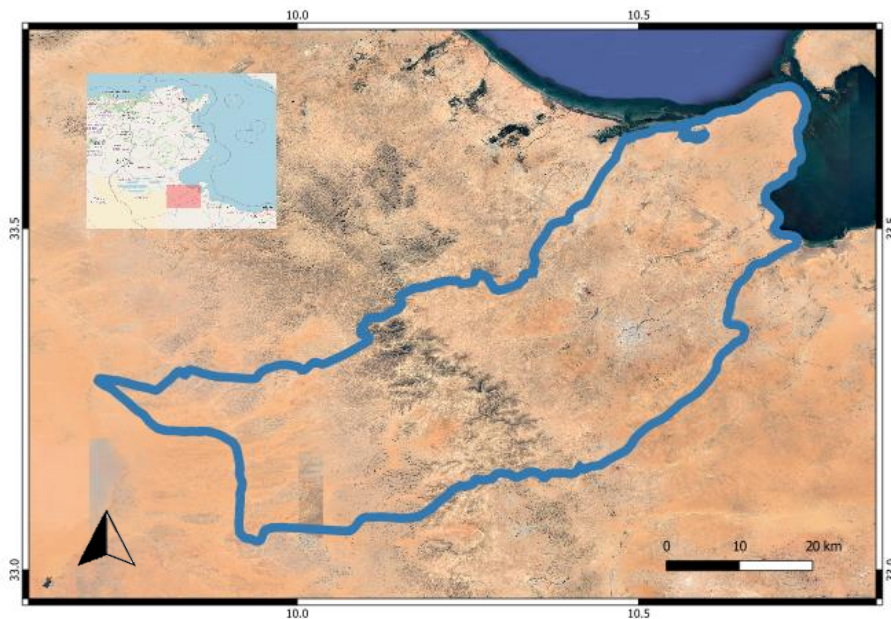


Figura 9: Localizzazione del bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar

Kairouan

La pianura di Kairouan (Figura 10), situata nella zona orientale dell'Atlante tunisino, è una regione agricola della Tunisia centrale, che copre un'area di circa 3.000 km² e rappresenta un sito sperimentale già oggetto di precedenti analisi da parte dell'Institut National Agronomique de Tunisie (INAT) (Kassouk et al., 2018) (Ayari et al., 2021).

Appartiene alla regione posta a valle dello spartiacque Merguellil ed è caratterizzata da un clima semiarido, esposto a forti escursioni termiche con un lungo periodo secco ed un

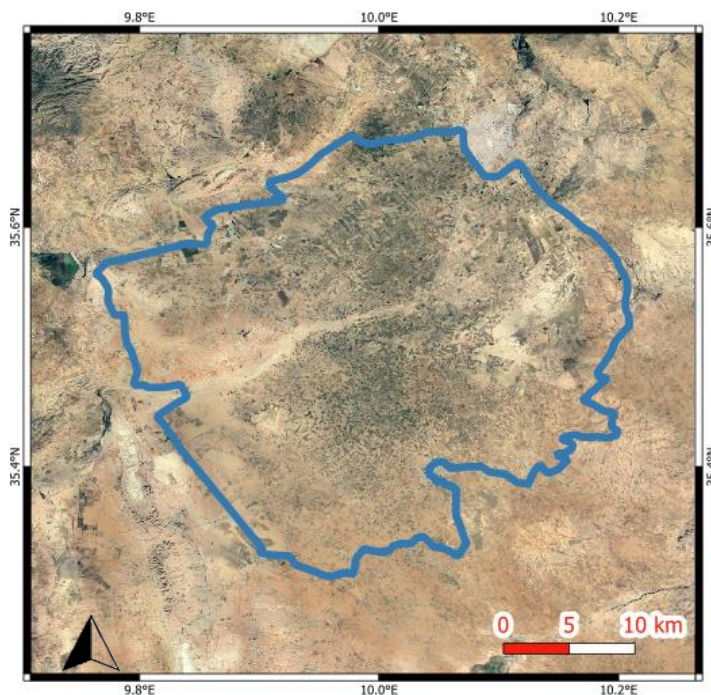


Figura 10: Limiti della zona pilota di Kairouan

inverno umido, con una notevole variabilità delle precipitazioni nel tempo e nello spazio. La pianura di Kairouan, principalmente a vocazione agricola forma un vasto bacino che si estende per circa 188 km di lunghezza e 40 km di larghezza; il rilievo non è molto marcato con terreno prevalentemente pianeggiante e poco interessato da fenomeni erosivi.

Temperatura e precipitazioni

La Figura 11 mostra la variazione dei valori di temperatura e precipitazioni acquisite tra il 2000 ed il 2020. La media annuale delle precipitazioni è di circa 300 mm con minimi estivi e massimi in primavera ed autunno mentre l'analisi di dati legati alle temperature evidenzia una forte stagionalità con medie mensili che oscillano fra i 10 ed i 29°C.

	Gennaio	Febbraio	Marzo	Aprile	Maggio	Giugno	Luglio	Agosto	Settembre	Ottobre	Novembre	Dicembre
Medie Temperatura (°C)	10.8	11.4	14.4	17.6	21.6	26.2	29.3	29.1	25.4	21.3	15.9	12
Temperatura minima (°C)	5.7	5.9	8.3	11.3	14.9	18.8	22	22.3	20	16.3	11	7.1
Temperatura massima (°C)	16.7	17.4	21	24.6	28.9	33.9	37.1	36.5	31.6	27.1	21.5	17.6
Precipitazioni (mm)	33	24	36	27	20	7	2	10	35	41	27	25
Umidità(%)	64%	60%	57%	54%	49%	42%	40%	44%	56%	63%	63%	65%
Giorni di pioggia (g.)	3	3	4	4	3	1	1	2	4	4	3	3
Ore di sole (ore)	7.4	8.0	9.3	10.4	11.9	12.9	12.8	11.9	10.2	8.8	7.9	7.3

Figura 11: dati climatici mensili (2010-2020) per la zona di Kairouan

(<https://it.climate-data.org/>)

Un confronto con i dati di temperatura e di precipitazioni è stato fatto utilizzando il servizio WorldClim (<https://www.worldclim.org>) per il periodo 2010-2018 con cadenza mensile e forniti sottoforma di dati raster interpolati che sono stati acquisiti, ritagliati sulla base dei limiti vettoriali della zona di studio e quindi derivandone il valore medio mensile (Figura 12).

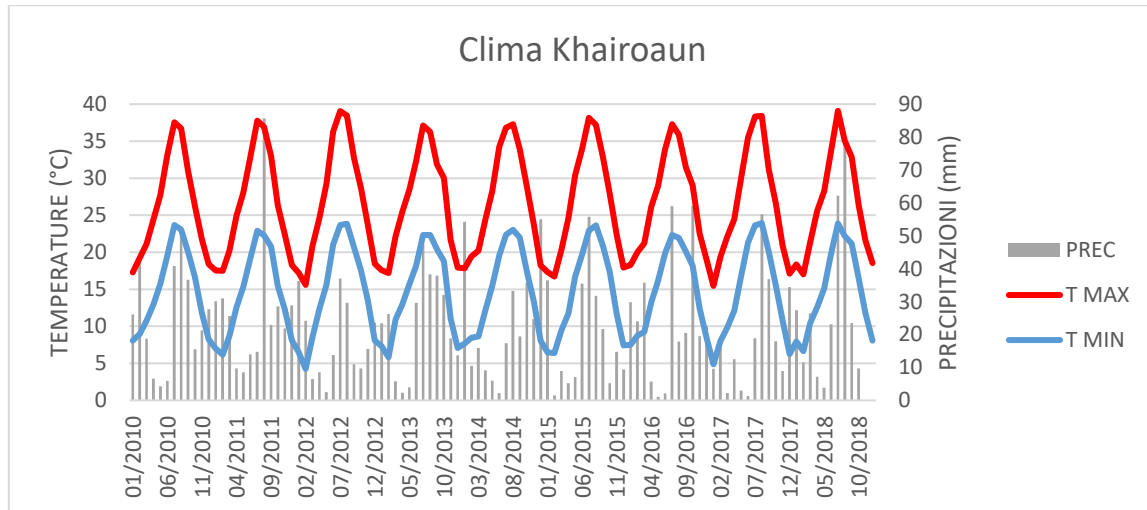


Figura 12: dati meteorologici derivati dal servizio WorldClim (zona di Kairouan)

Questo grafico conferma l'andamento climatico costante negli ultimi 20 anni con forti ed irregolari precipitazioni localizzate, specialmente negli ultimi anni, a cavallo fra settembre ed ottobre mentre le temperature hanno i loro massimi nel periodo estivo ed il minimo nei mesi invernali.

L'analisi climatica è stata completata con l'analisi dei dati di temperatura superficiale notturna (LST_night) e diurna (LST_day) ottenuti dal prodotto MODIS MOD11A2_006 che permette di ottenere valori medi settimanali, espressi in Kelvin, e disponibile sul servizio Application for Extracting and Exploring Analysis Ready Samples (AppEEARS) della NASA con una risoluzione spaziale di 1 km.

A titolo di esempio si riportano i grafici di LST_Day (Figura 13) e LST_Night (Figura 14) relativi all'anno 2020 da cui si evidenziano valori massimi in estate e minimi in inverno con generalmente moderate deviazioni standard durante l'intera annualità.

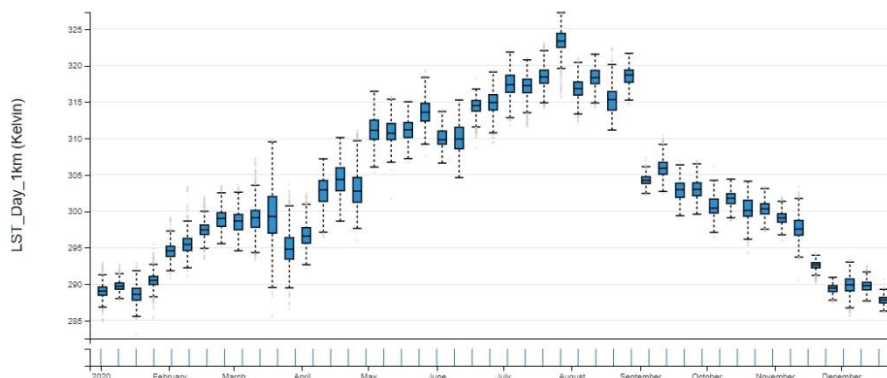


Figura 13: temperatura media giornaliera della superficie terrestre (Kairouan, 2020)

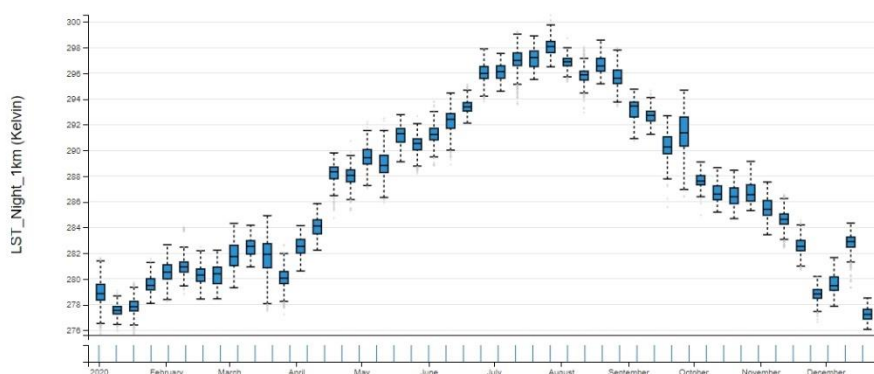


Figura 14: temperatura media notturna della superficie terrestre (Kairouan, 2020)

Risorse idriche e pedologiche

Dal punto di vista idrogeologico la pianura di Kairouan presenta una grande diversità di risorse idriche poiché viene attraversata dai fiumi Merguellil e Zéroud, i cui flussi superficiali e sotterranei sono interconnessi, ed è caratterizzata da un complesso sistema acquifero, costituito da più falde sovrapposte venendo quindi considerata come il più importante giacimento della Tunisia centrale (C. Leduc et al., 2007). Le risorse idriche sono state destinate principalmente all'agricoltura fin dai primi anni '70, periodo a partire dal quale ha avuto inizio lo sfruttamento intenso delle risorse idriche in maniera sistematica.

Queste politiche hanno contribuito a una dinamica di intensificazione dell'agricoltura attraverso l'irrigazione e la meccanizzazione (Kchouk et al., 2019) e, pertanto, si sta registrando un crescente aumento della quantità di acqua utilizzata per l'irrigazione che è arrivata a superare l'80% della quantità totale annuale estratta dalla falda acquifera di Kairouan.

Gli agricoltori della regione ricorrono infatti più allo sfruttamento di pozzi privati che di acqua pubblica e collettiva generando un sovrasfruttamento delle risorse sotterranee, con un abbassamento costante e continuo della falda freatica.

Per quanto riguarda l'aspetto pedologico, la pianura di Kairouan è caratterizzata da una forte eterogeneità con dominanza di suoli poco sviluppati con presenza di quelli a tessitura argillosa, limo-argillosa e franco-sabbiosa (Figura 15).

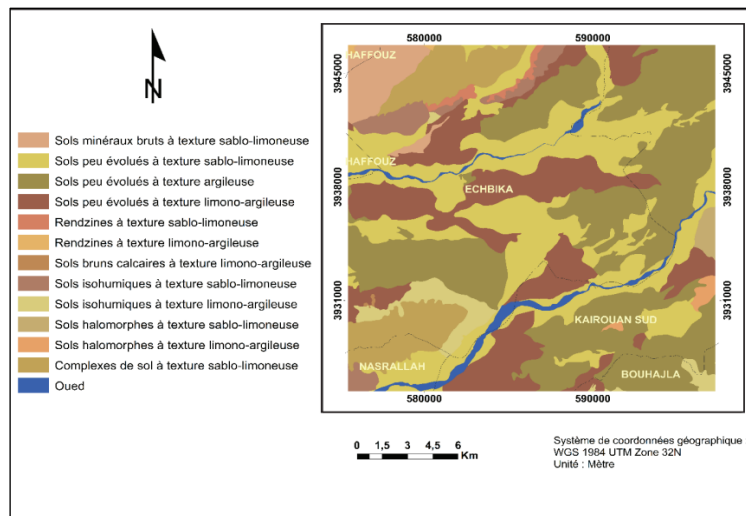


Figura 15: estratto della carta pedologica della Piana di Merguellil
(Carte Agricole de la Tunisie, 2000)

Le Khef

L'area di studio (Figura 16) inquadrata fra i corsi d'acqua Zéroud ed El Ksour si trova nelle vicinanze della città di El Ksour (Governatorato di Le Khef) e presenta una serie di rilievi sui lati sud-orientali e sud-occidentali. Le Khef fa parte del complesso geografico e climatico della Tunisia occidentale-settentrionale ed è considerata una delle regioni più fredde del paese poiché caratterizzata da un clima con inverni rigidi e frequenti nevicate.



Figura 16: limiti della zona pilota di Le Khef

Temperatura e precipitazioni

La Figura 17 mostra l'andamento delle precipitazioni nell'area di studio con una variazione media annuale nell'ordine di 500 mm ed il periodo estivo caratterizzato da scarse precipitazioni. L'area di studio ha una temperatura media mensile che varia tra 6°C e 26°C, in cui luglio è il mese più (34°C) mentre gennaio quello più freddo (2°C).

	Gennaio	Febbraio	Marzo	Aprile	Maggio	Giugno	Luglio	Agosto	Settembre	Ottobre	Novembre	Dicembre
Medie Temperatura (°C)	6.5	6.8	10	13.5	17.7	22.7	26.3	25.9	21.4	17.4	11.5	7.7
Temperatura minima (°C)	2.2	2.2	4.7	7.6	11.3	15.6	18.8	18.9	15.8	12.4	7.2	3.7
Temperatura massima (°C)	11.4	12	16	19.8	24.3	29.9	33.8	33.1	27.7	23.3	16.5	12.4
Precipitazioni (mm)	54	44	53	52	44	23	8	21	43	39	43	45
Umidità(%)	72%	70%	65%	60%	54%	42%	36%	39%	54%	59%	66%	71%
Giorni di pioggia (g.)	7	6	7	7	6	3	2	3	6	5	5	6
Ore di sole (ore)	5.9	6.4	8.2	9.4	10.9	12.5	12.7	11.8	9.8	8.3	6.7	5.7

Figura 17: dati climatici mensili (2010-2020) per la zona di Le Khef(*climate-data.org*)

Così come precedentemente fatto per la zona di studio di Kairouan, anche per Le Khef sono stati acquisiti ed analizzati le informazioni provenienti da WolrdClim (Figura 18) e dal LST di MODIS (Figure 19 e 20).

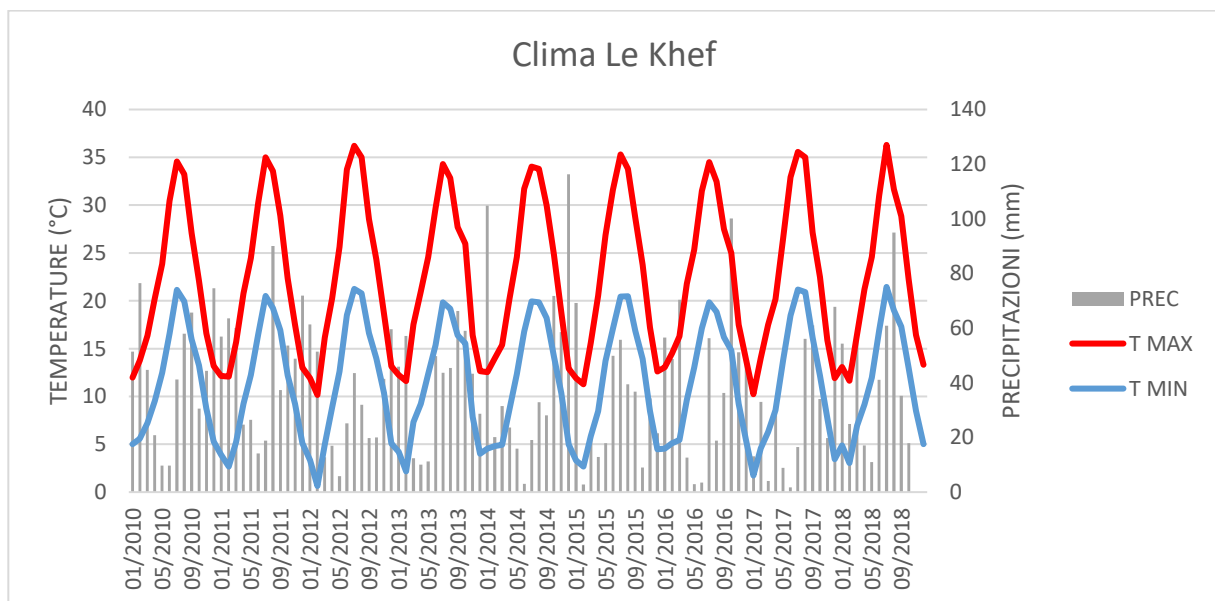


Figura 18: dati metereologici derivati dal servizio WorldClim (zona di Le Khef)

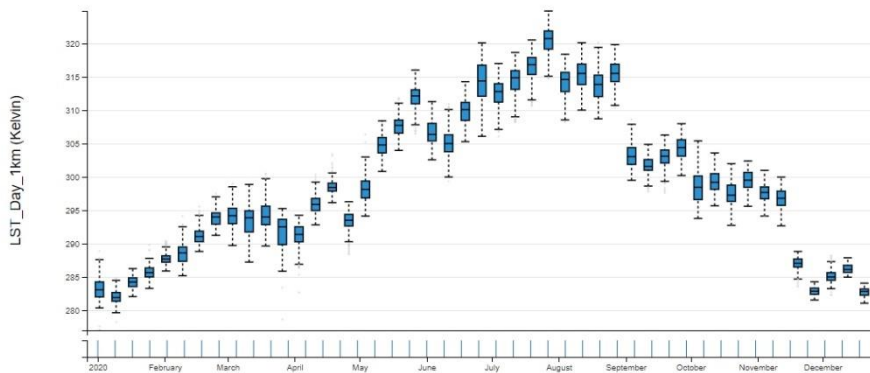


Figura 19: temperatura media giornaliera della superficie terrestre (Le Khef, 2020)

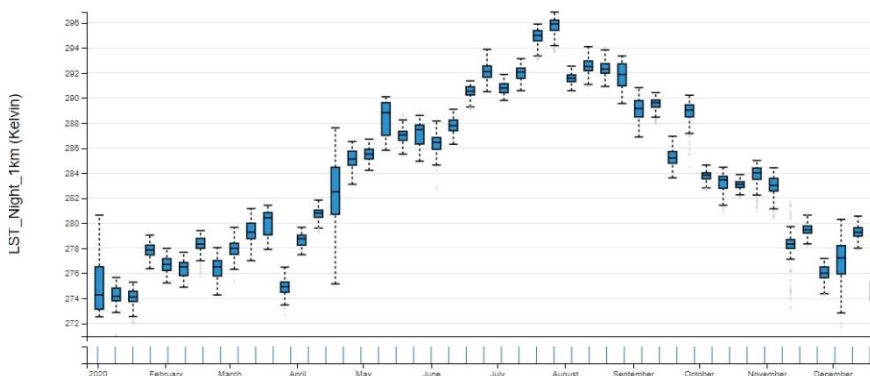


Figura 20: temperatura media notturna della superficie terrestre (Le Khef, 2020)

La tendenza annuale con una marcata differenza sia per temperatura che per precipitazioni fra i mesi estivi e quelli invernali viene dunque confermata per l'intero periodo 2000-2020.

L'elevata variabilità del mese di Aprile evidenziato in Figura 20 (Temperatura della superficie durante le ore notturne) trova conferma in altri dati meteo (Figura 21) che riportano come in quel periodo si sia verificata una oscillazione delle temperature minime fra 5 e 18 °C che non ha uguali negli altri mesi dell'anno considerato.

Le Kef Weather In April 2020

Historical Data for April 2020 in Le Kef, Tunisia

Summary

Temperature	Max	Average	Min
Max Temperature	29.0°C (84.2°F)	21.17°C (70.11°F)	14.0°C (57.2°F)
Avg Temperature	26.0°C (78.8°F)	17.83°C (64.09°F)	12.0°C (53.6°F)
Min Temperature	18.0°C (64.4°F)	11.27°C (52.29°F)	5.0°C (41.0°F)

Figura 21: Dati relativi alle temperatura per Le Khef in Arile 2020
(<https://tckctck.org/tunisia>)

Risorse idriche e pedologiche

Il Governatorato di Le Khef confina a est con quello di Siliana avendo come limite lo Oued Tessa il cui bacino idrografico, con una dimensione di 2.500 km², si trova al suo interno per oltre il 60% ed ha nella falda acquifera di Zouarines la risorsa idrica di maggior importanza della zona, alimentata dalla percolazione delle precipitazioni e dalla parziale infiltrazione del deflusso discendente dai rilievi limitrofi. I suoli dominanti nell'area di studio di Khef sono quelli calcarei bruni con tessitura argillosa sabbiosa (Figura 22).

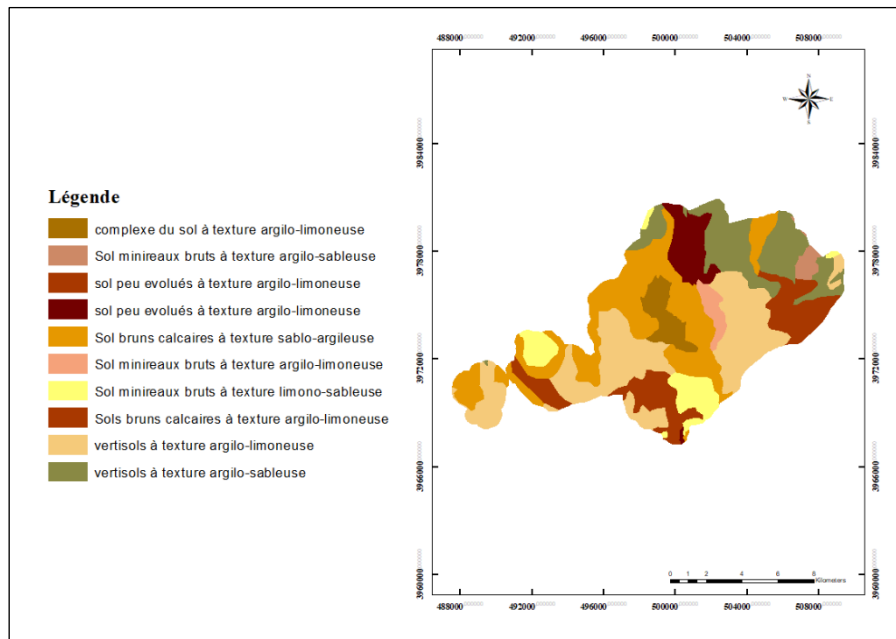


Figura 22: estratto della carta pedologica della zona pilota di Le Khef
(Carte Agricole de la Tunisie, 2000)

Siliana

L'area di studio (Figura 23) ha una estensione di 120 Km², caratterizzata principalmente da un clima semiarido, si estende sui due settori di El Guebel e Sidi Mansour, appartenenti alla delegazione Siliana Sud e dista circa 12 km dalla città di Siliana.



Figura 23: limiti della zona pilota di Siliana

Temperatura e precipitazioni

La piovosità media è di circa 470,71 mm con precipitazioni irregolari; nel periodo 2010-2020, su scala mensile, si registrano precipitazioni significative durante il periodo invernale, mentre il mese più secco è rappresentato da luglio. La media mensile delle temperature varia tra i 7,7°C e 26°C, con luglio mese più caldo con un valore massimo di 35°C mentre il mese più freddo è quello di febbraio con un valore minimo di 3 °C (Figura 24)

	Gennaio	Febbraio	Marzo	Aprile	Maggio	Giugno	Luglio	Agosto	Settembre	Ottobre	Novembre	Dicembre
Medie Temperatura (°C)	7.7	7.9	11	14.2	18.3	23.3	26.8	26.6	22.2	18.4	12.8	9
Temperatura minima (°C)	3.5	3.4	5.8	8.6	12.1	16.2	19.3	19.6	16.9	13.5	8.6	5
Temperatura massima (°C)	12.5	13	16.7	20.4	24.9	30.5	34.4	34	28.5	24.1	17.7	13.6
Precipitazioni (mm)	52	42	55	52	44	24	9	23	47	42	41	42
Umidità(%)	73%	71%	67%	62%	56%	45%	39%	42%	57%	63%	68%	72%
Giorni di pioggia (g.)	7	6	7	7	6	3	2	4	6	5	5	6
Ore di sole (ore)	5.8	6.3	8.1	9.3	10.9	12.5	12.7	11.8	9.7	8.2	6.6	5.6

Figura 24: dati climatici mensili (2010-2020) per la zona di Siliana

(climate-data.org)

Di seguito si riportano i grafici per la zona di Siliana derivanti da analisi di dati WorldClim inerenti Precipitazioni, Temperature minime e massime (Figura 25) ed i dati diurni e notturni di LST MODIS (Figure 25 e 26).

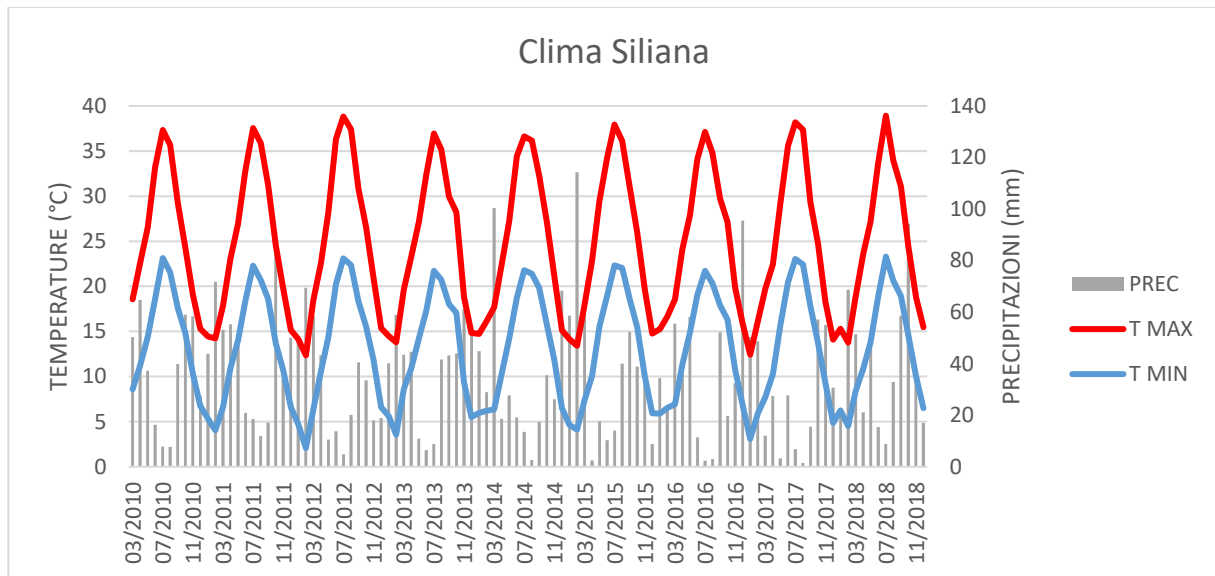


Figura 25: dati meteorologici derivati dal servizio WorldClim (zona di Siliana)

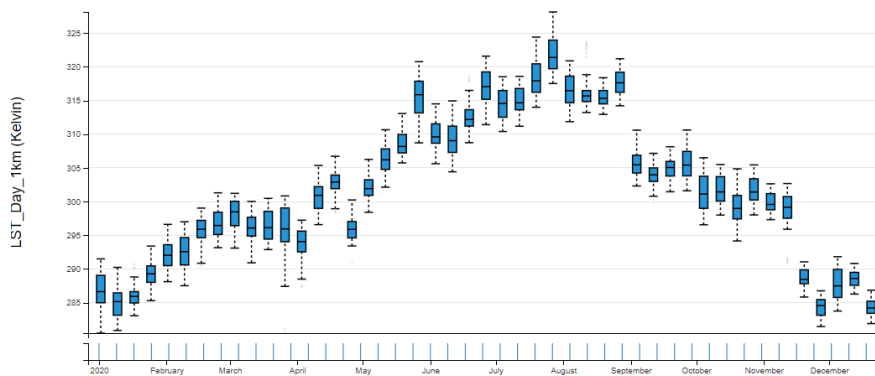


Figura 26: temperatura media diurna della superficie terrestre (Siliana, 2000)

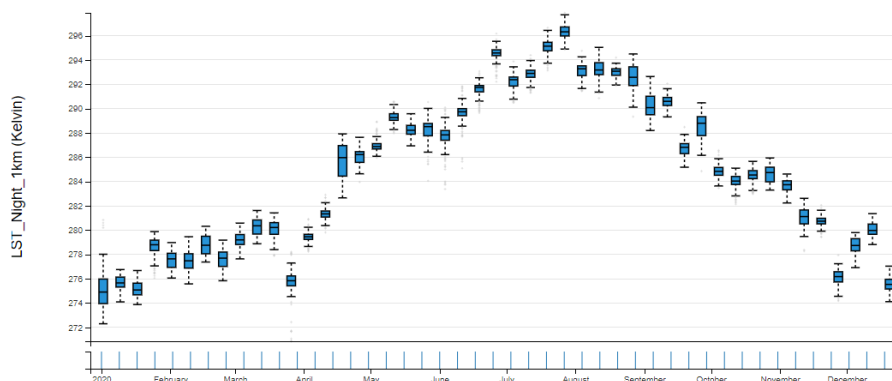


Figura 27: temperatura media notturna della superficie terrestre (Siliana, anno 2000)

Anche per Siliana, così come per la confinante Le Khef si evidenzia nel mese di Aprile 2020 (Figura 28) una forte escursione relativamente ai valori minimi notturni.

Siliana Weather In April 2020

Historical Data for April 2020 in Siliana, Tunisia

Summary

Temperature	Max	Average	Min
Max Temperature	28.0°C (82.4°F)	20.2°C (68.36°F)	13.0°C (55.4°F)
Avg Temperature	25.0°C (77.0°F)	17.17°C (62.91°F)	11.0°C (51.8°F)
Min Temperature	16.0°C (60.8°F)	9.67°C (49.41°F)	3.0°C (37.4°F)

Figura 28: descrizione sintetica meteorologica per Siliana in Aprile 2020

(<https://tckctck.org/tunisia>)

Risorse idriche e pedologiche

Le unità di suolo riflettono un'elevata densità spaziale e variabilità verticale dei depositi alluvionali, tranne lungo gli wadi (corsi d'acqua a carattere torrentizio). L'area di studio è caratterizzata da una varietà di risorse pedologiche in cui si riscontrano nove classi con dominanza di suoli a tessitura sabbioso-argillosa (Figura 29).

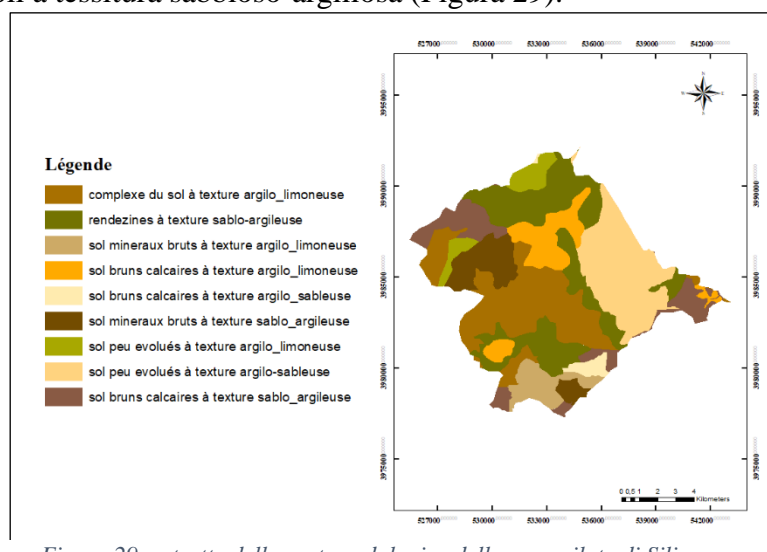


Figura 29: estratto della carta pedologica della zona pilota di Siliana

(Carte Agricolle de la Tunisie, 2000)

Bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar

Il bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar (Figura 30) si trova all'interno della Jeffara, una pianura costiera che si estende lungo il Golfo di Gabes fino al confine tunisino-libico nel Governatorato di Medenine (Tunisia sud-orientale) tra il Mediterraneo e la catena montuosa di Matmata. Il bacino, che copre un'area di circa 2.800 Km², appartiene più specificamente ad un sottoinsieme della Jeffara settentrionale, situato a nord-ovest della provincia di Medenine e copre amministrativamente le Delegazioni di Beni Khedache, Medenine Nord e Sidi Makhlouf.

Si estende dal limite del Grande Erg orientale a ovest e attraversa l'altopiano di Dahar e la pianura di Jeffara prima di terminare nel Mar Mediterraneo (Golfo di Gabes).

L'area, sia da un punto di vista climatico che di land cover, è rappresentativa delle zone aride naturali del Maghreb e, più in generale, di tutto il Nord Africa presentando una antropizzazione delle zone naturali con intensificazione della presenza di olivicoltura non irrigata nelle zone precedentemente adibite a pascolo.

In maniera sporadica sono presenti coltivazioni orticole irrigate all'interno dei rami secondari dei torrenti stagionali (*wadi*).

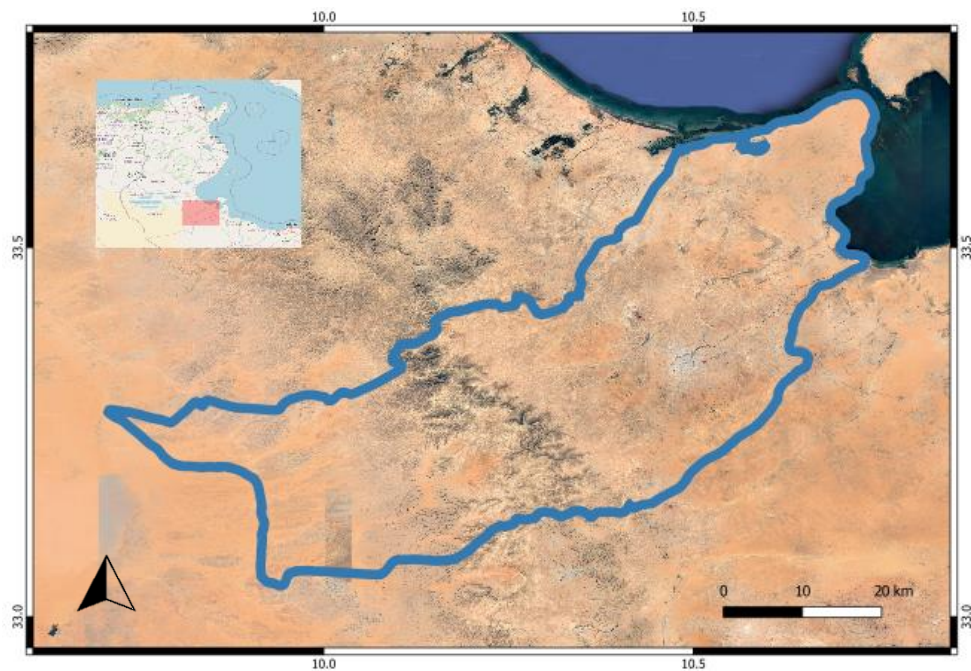


Figura 30: limite del bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar

I diversi usi del suolo sono influenzati, oltre che dalle caratteristiche pedologiche, anche dalle precipitazioni che variano tra 160 mm (ad est nella pianura di Jeffara) a 200 mm (nella parte centrale, montagna di Beni Khedache). In queste due aree sono presenti olivi, occasionali frutteti e colture orticole in presenza dei Jessour, sistemazioni idrauliche che verranno di seguito descritte. Nella zona occidentale (altopiano di Dhahar) le precipitazioni annuali hanno invece un valore inferiore ai 100 mm e questo elemento limita i settori con vegetazione ai soli pascoli naturali.

A causa delle precipitazioni scarse e sporadiche, in questa regione, così come nella maggior parte delle zone aride del Mediterraneo meridionale, le comunità adottano tradizionalmente misure specifiche per la gestione delle limitate risorse di acqua per l'irrigazione.

Tipiche della zona, nelle pianure in leggera pendenza, sono le dighe di terra con piccoli sfioratori per raccogliere il deflusso superficiale dai pendii montuosi circostanti e trasferirla nei torrenti stagionali (*wadi*).

Questi sistemi diminuiscono la quantità e la velocità dell'acqua di deflusso e di conseguenza riducono l'erosione del suolo. Inoltre, parte del terreno eroso si deposita sulla terrazza migliorando la capacità di stoccaggio dell'acqua e la fertilità del suolo. Questi antichi sistemi di raccolta dell'acqua sono indicati come *jassour* (Figura 31) e si sono via via espansi fino alle pendici delle zone montuose dell'area di studio.



Figura 31: esempi di jassour nella zona di studio

Si può dunque sintetizzare l'uso del suolo dell'area come dominato da steppe scarsamente coperte e degradate, mentre i siti coltivati, principalmente uliveti con una densità media di impianto compresa tra 40 e 60 piante/ha, si trovano prevalentemente all'interno delle terrazze situate dietro ai jassour.

La carta di Land Use prodotta dall'IRA (Figura 32) identifica le zone senza vegetazione o con vegetazione naturale sparsa; olivicoltura in zona pedemontana; olivicoltura di valle/pianura; olivicoltura di montagna.

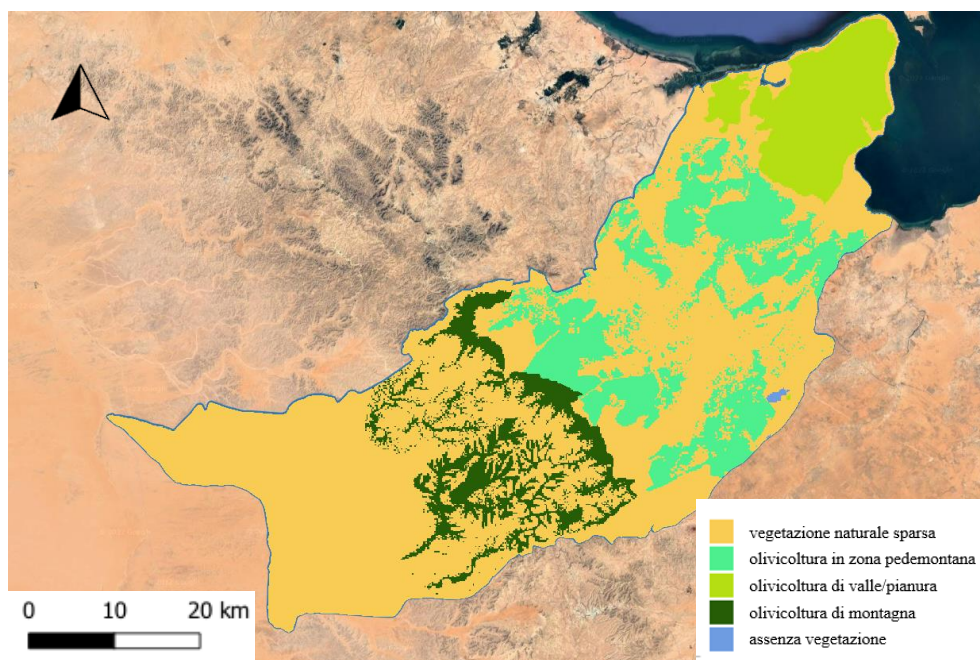


Figura 32: carta di land use (IRA)

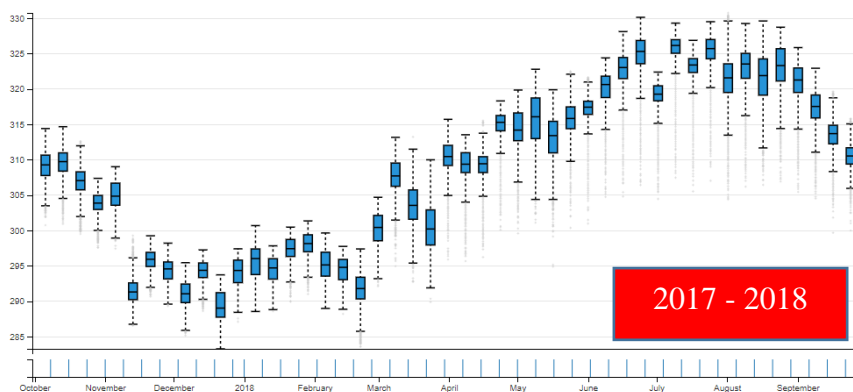
Clima

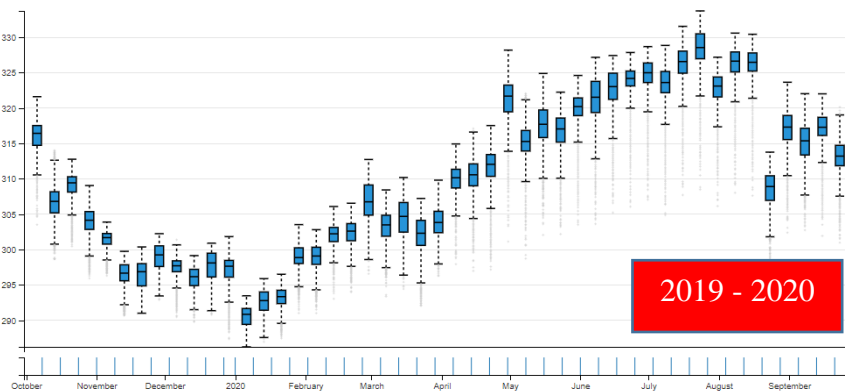
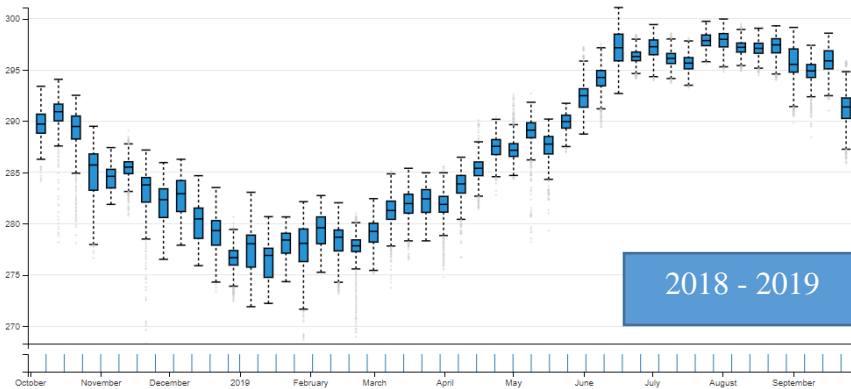
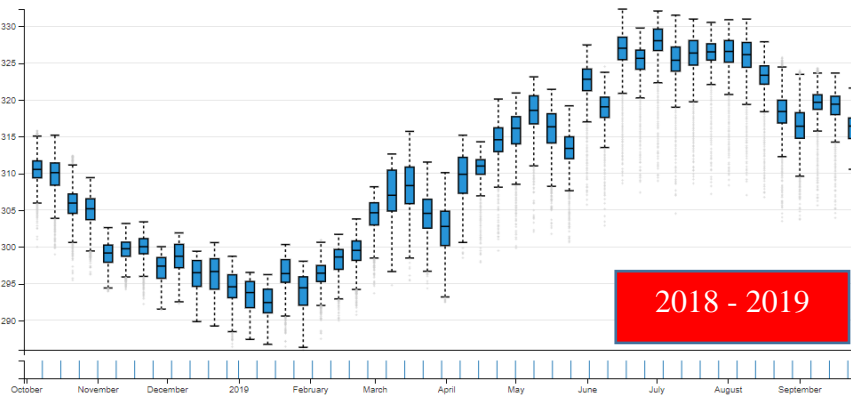
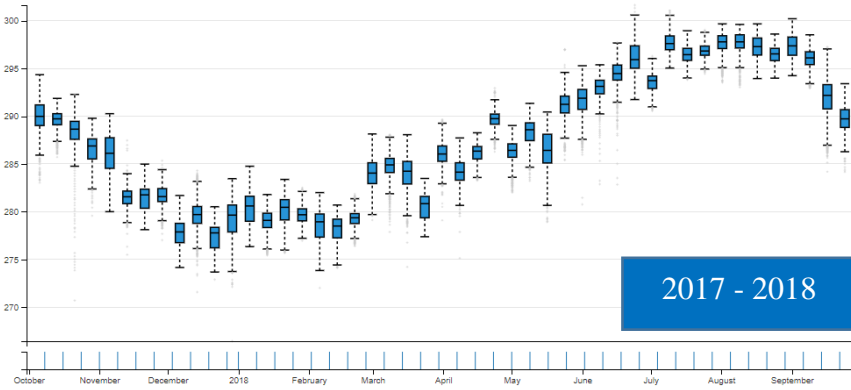
Situata a nord del 30mo parallelo, l'area di studio è posizionata fra due tipologie climatiche ben diverse: quello marittimo del mediterraneo del Golfo di Gabes e quello sahariano della catena montuosa. Ne risulta un clima da arido a temperato invernale nella parte superiore della zona mentre a valle è arido con inverni miti e piogge irregolari (Bachir, 2013). L'estate calda e secca dura da quattro a cinque mesi ed è generalmente una stagione stabile e calma mentre le stagioni autunnali e primaverili sono molto variabili, caratterizzate da eventi estremi e irregolari (Ouessar, 2007).

Temperature

La media termica annuale nella regione di Medenine è di 22°C con inverni da miti a freddi (con valori minimi anche di 3°C) ed estati da calde a molto calde (fino a 48°C). I mesi più piovosi vanno da dicembre a marzo, mentre il periodo più caldo va da maggio ad agosto (Fetoui, 2011) e la temperatura dell'area è influenzata sia dalla vicinanza al mare che dall'altitudine (Ouerchefani, 2012). Per quanto riguarda il periodo analizzato, sono stati inoltre acquisiti ed analizzati (Figura 33), così come per le aree precedentemente descritte, i dati MODIS di temperatura media settimanale diurna (etichetta periodo in rosso) e notturna (in blu).

Questi dati hanno confermato quanto espresso in bibliografia ovvero un andamento regolare per le tre annualità agronomiche analizzate con presenza di estati molto calde ed inverni miti.





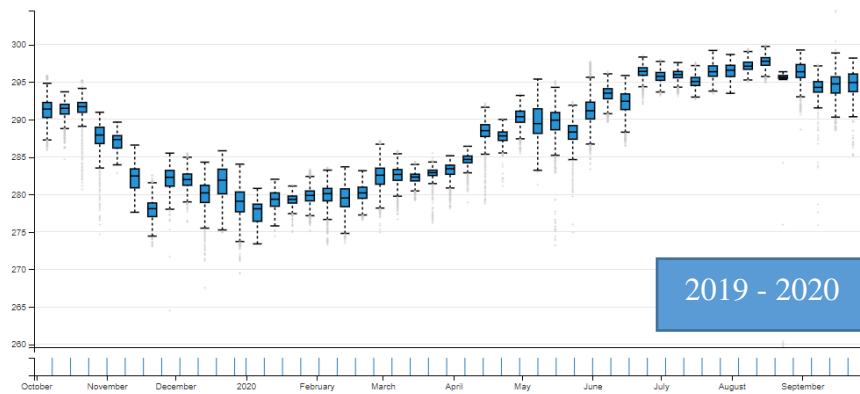


Figura 33: andamento temperature da prodotto MODIS - LST per il periodo analizzato

Precipitazioni

Le precipitazioni nella zona di studio risultano in media inferiori ai 200 mm / anno con circa 30 giorni di pioggia con regimi torrenziali con medie basse e irregolarità spazio-temporali (Fetoui, 2011) con i mesi i più piovosi identificati come quelli del periodo ottobre-febbraio mentre gli altri mesi risultano essere quasi sistematicamente senza precipitazioni (Schiettecatte et al., 2005). La maggior parte delle precipitazioni è inferiore ai 10 mm con presenza di rovesci di pioggia brevi ed intensi relativamente elevati (superiori agli 80 mm ed a volte addirittura ai 100 mm) una volta rispettivamente ogni 10 e 35 anni circa (Genin et al., 2006). Nel periodo analizzato, il 12 novembre 2017 è stato registrato un evento di pioggia pari a 65 mm / ora (fonte: Banca dati idrologica del CRDA Medenine). Le precipitazioni dettagliate di quattro stazioni meteorologiche della zona fornite dall'IRA (Figura 34) evidenziano come i mesi con presenza di precipitazioni siano principalmente quelli compresi fra ottobre ed aprile, con picchi durante il mese di ottobre in tutti i tre anni considerati.

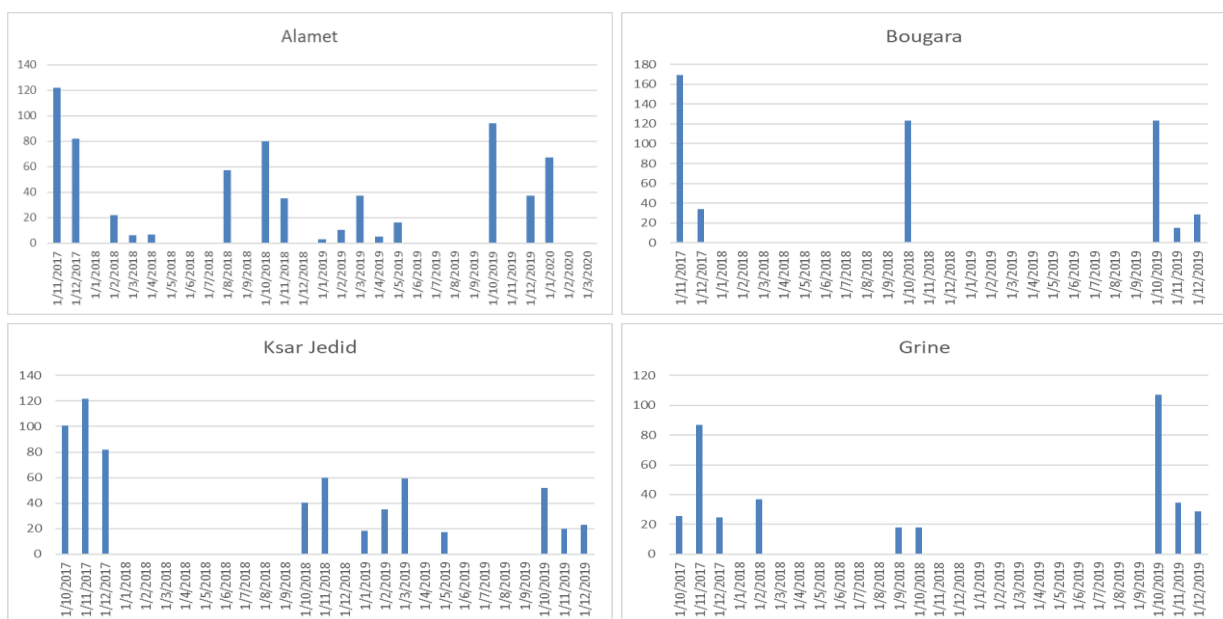


Figura 34: andamento pluviometrico di quattro stazioni meteo della zona di studio

L'interazione fra pluviometria e temperatura viene confermata dal grafico della Evapotraspirazione Potenziale media mensile della zona per il periodo analizzato (Figura 35), derivato a partire dall'analisi dei dati satellitari MODIS, in cui si riscontrano valori massimi nei mesi estivi e minimi in quelli invernali.

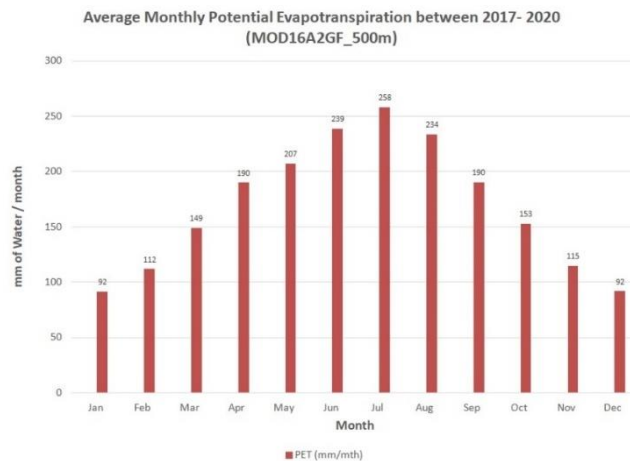


Figura 35: andamento mensile della ETP nella zona di studio

La forte stagionalità delle precipitazioni, ed in particolar modo l'evento anomalo del Novembre 2017, viene evidenziato anche dalle analisi dei dati CHIRPS-2.0 (Figura 36).

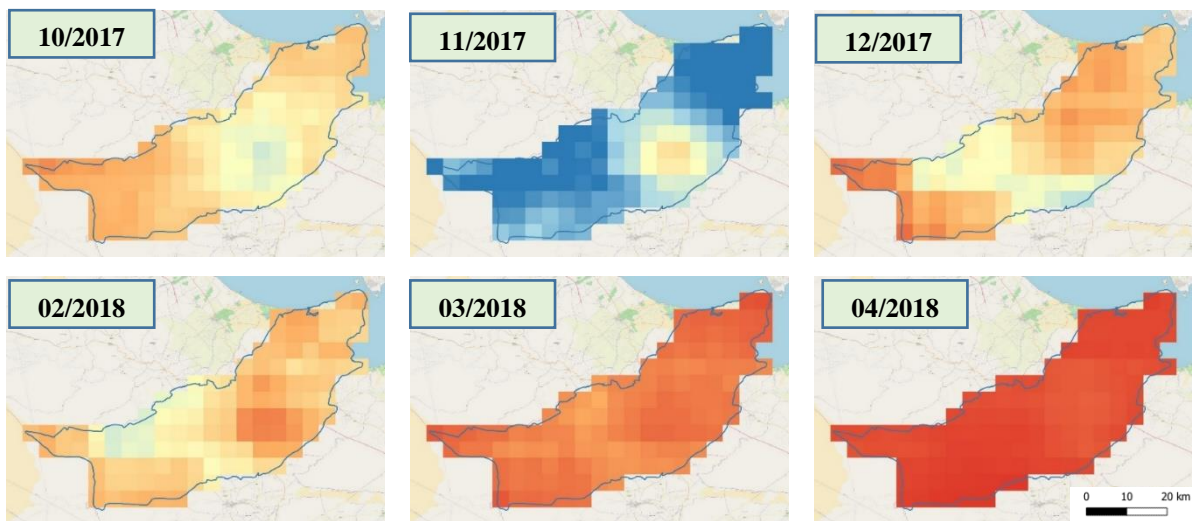


Figura 36: andamento pluviometrico ottobre 2017 - aprile 2018 derivato da dati CHIRPS 2.0

Pedologia

I suoli delle regioni aride della Tunisia, nonostante il loro basso contenuto di materia organica, sono relativamente ben differenziati e diversificati, ma con una tessitura e una struttura estremamente soggetta ad erosione eolica ed idrica che influenzano in maniera negativa le capacità di stoccaggio delle acque di deflusso di questi suoli, contribuendone all'impoverimento (Afrasinei et al., 2017).

I suoli della zona analizzata (Figura 37) si sviluppano su di un substrato calcareo nella zona a monte e gessoso o gessoso/calcareo nella zona a valle. Gli orizzonti del suolo sono generalmente poco profondi, sassosi, non strutturati con tessitura sabbiosa o fine (Genin et al., 2006) e vengono identificate cinque classi principali secondo la classificazione francese del suolo (Aubert et al., 1968):

- Regosuoli: composti principalmente da dolomia ed affioramenti calcarei. Si trovano nella zona con montagne e colline;
- Litosuoli, Fluvisuoli: occupano un'area relativamente ridotta e si trovano nella pianura e nella parte a valle;
- Rendzine gessose: rappresentate su croste calcaree o di gesso. Coprono un'area importante nella parte a monte e in quella pdemontana;
- Suoli isoumici: non sono molto profondi e coperti a volte da depositi poco profondi;
- Suoli idromorfi ed alomorfi: si incontrano a livello delle depressioni (sebkhas) sulle zone costiere. Sono caratterizzati da una salinità molto elevata (12%).

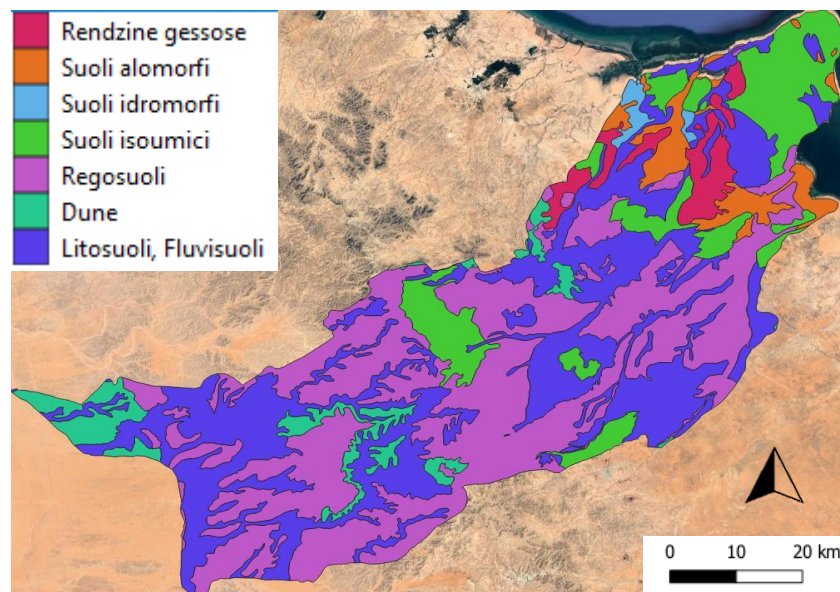


Figura 37: Carta pedologica della zona (IRA)

2. Materiali e metodi

La prima parte del presente lavoro mira a valutare applicazioni sinergiche del telerilevamento con dati multispettrali e SAR per la caratterizzazione e il monitoraggio delle pratiche agricole ed agroforestali in contesti semiaridi e aridi in tre zone pilota della Tunisia centrale.

Il periodo di analisi è definito con le stagioni agricole comprese fra l'autunno del 2017 ed la primavera del 2021.

Attraverso l'integrazione di immagini SAR (Sentinel-1) si vuole infatti determinare la capacità di migliorare la precisione nella produzione di mappe di Land Cover rispetto al solo utilizzo di indici di vegetazione provenienti da sensori ottici (Sentinel-2) come già dimostrato in altri contesti (Tavares et al., 2019) (Vaglio Laurin et al., 2019).

Sono stati usati, così come precedentemente detto, esclusivamente dati aperti e software open source che verranno via via descritti nel corso di questa tesi.

Il metodo adottato può essere riassunto nei seguenti punti che saranno affrontati in dettaglio nel presente capitolo:

- ✓ Raccolta di dati ambientali e climatici, derivanti da sorgenti bibliografiche, dati di stazioni meteo;
- ✓ Analisi di dati telerilevati per caratterizzare le tre zone pilota;
- ✓ Ricerca, preprocessamento e ritaglio di immagini satellitari S-1 e S-2;
- ✓ Calcolo di indici ottici (S-2) e dei rapporti fra polarizzazioni (S-1) per lo studio della vegetazione;
- ✓ Produzione di schede per la raccolta di dati in campo su vegetazione ed uso del suolo;
- ✓ Realizzazione della campagna di raccolta dati nelle tre zone pilota di Kairouan, Le Khef e Siliana;
- ✓ Valutazione di una serie di classificatori di machine learning per la produzione di mappe di uso del suolo con indici ottici derivanti da immagini multi-temporali di S-2;
- ✓ Integrazione dei dataset satellitari telerilevati con il rapporto fra le polarizzazioni VH/VV per valutare miglioramenti della precisione ed identificare le differenti risposte delle varie classi di uso nel settore agricolo e agroforestale.

Nella zona compresa all'interno del bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar nel sud della Tunisia si è invece cercato di mettere in evidenza come l'identificazione di cambiamenti di umidità del suolo in un ambiente arido, quale quello, possa trarre vantaggio dall'uso contemporaneo di dati multispettrali e SAR.

In particolare lo studio si è concentrato sulle zone agroforestali dell'area coltivate prevalentemente ad olivo e soggette a differenti pratiche colturali a seconda che si trovino in settori di pianura, pedemontani o montani. Il periodo analizzato è compreso fra novembre 2017 ed aprile 2020 prendendo in considerazione solamente i mesi autunno-invernali ovvero quelli durante i quali sono presenti le precipitazioni di rilievo. Per l'intero procedimento sono stati utilizzati esclusivamente dati aperti e software open source ad eccezione dell'algoritmo per calcolare l'umidità del suolo (SMC) per cui si è fatto ricorso al software proprietario MatLab. Questa sezione della ricerca si suddivide a sua volta in due attività distinte ma collegate fra di loro:

1 Analisi di correlazione, suddivisa per singole classe di olivicoltura, fra indici ottici / combinato SAR-multispettrale e valori cumulati delle precipitazioni antecedenti (5 giorni).

Il metodo adottato può essere sintetizzato nelle seguenti fasi:

- a. Identificazione, selezione, acquisizione ed elaborazione di immagini S-1 ed S-2;
- b. Creazione di dati di SMC tramite algoritmo a reti neurali (ANN);
- c. Creazione di un indice combinato multispettrale/SAR (CDSI);
- d. Elaborazione dei dati di precipitazione delle stazioni meteo della zona;
- e. Identificazione di 600 punti per campionamento casuale e collegamento per sovrapposizione geografica con i valori dei layer raster per singola data (Land Use, indici multispettrali, CDSI e SMC);
- f. Produzione di un dataset per analisi di correlazione statistica e valutazione dei risultati.

2 Analisi di sensibilità, considerando un zona definita uniformemente intorno alle stazioni meteorologiche, fra valori medi di indici ottici / combinato SAR-multispettrale e valore cumulato delle precipitazioni relative ad un periodo antecedente l'acquisizione dei dati satellitari. Il procedimento può essere sintetizzato come segue:

- a. Creazione di una zona di buffer intorno alle stazioni meteo;
- b. Calcolo dei valori medi della zona di buffer per indici multispettrali, CDSI e SMC;

Analisi degli andamenti temporali e valutazione della sensibilità degli indici ai valori di precipitazione.

2.1. Ricerca e acquisizione di dati satellitari

Dati ottici : Sentinel-2

I dati Sentinel-2 utilizzati in questa ricerca provengono da due piattaforme satellitari con le medesime specifiche tecniche, Sentinel-2A e Sentinel-2B, che fanno parte del programma di osservazione e monitoraggio della Terra, “Copernicus”, coordinato dall’Unione Europea.

Sentinel-2A è stato lanciato a giugno 2015 mentre Sentinel-2B nel marzo 2017 con uno sfasamento delle orbite di 180°. I due satelliti sono entrambi dotati di un sensore multispettrale (MSI) e producono immagini aventi una ampiezza di 240 km ed elevata risoluzione temporale. Il tempo di rivisitazione, ovvero il periodo che intercorre fra due passaggi successivi sopra al medesimo punto, è infatti pari 6 giorni per le zone analizzate.

Le risoluzioni spaziali (Figura 38) delle 13 bande del sensore sono di 10 metri (per le bande nel blu, verde, rosso e vicino infrarosso), 20 metri (tre bande nel *red edge*, due nell’infrarosso vicino, e due nell’infrarosso a onde corte), e 60 metri (a varie lunghezze d’onda utilizzate spesso per studi su aerosol, vapore acqueo e cirri). Fra i principali obiettivi di questo satellite possono essere annoverate l’evoluzione della vegetazione, l’uso del suolo e l’impatto del riscaldamento globale; Sentinel-2 è particolarmente adatto per la mappatura della vegetazione, grazie appunto alla presenza di tre bande spettrali del *red edge* (B5, B6 e B7).

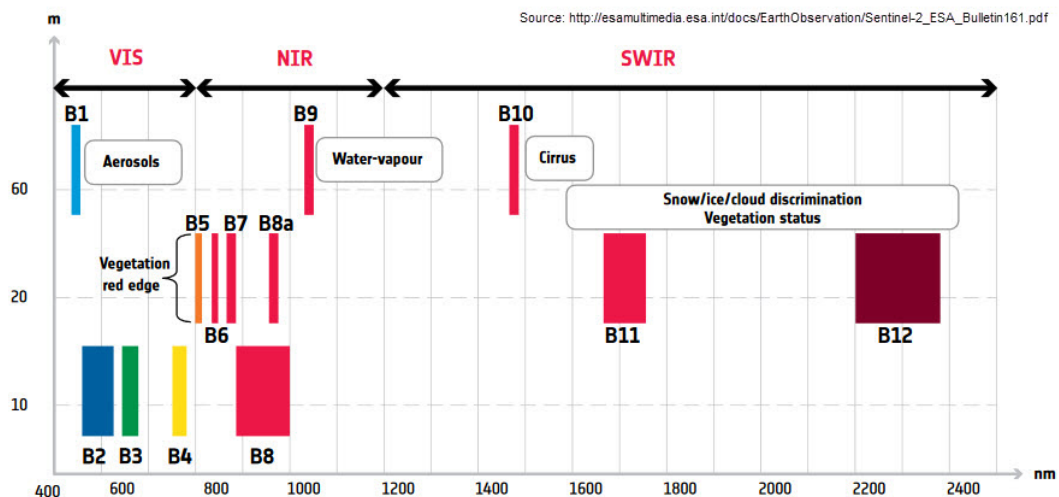


Figura 38: bande spettrali del sensore Sentinel-2

I dati di Sentinel-2 sono classificati in base al livello di preelaborazione; i dati di livello 0, livello 1A e livello 1B contengono dati grezzi, con poca o nessuna preelaborazione, mentre i dati di livello 1C sono dati di riflettanza superficiale misurati nella parte superiore dell’atmosfera (<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi>).

I dati Sentinel-2 possono essere acquisiti dalla piattaforma dedicata del progetto stesso (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>) tramite una interfaccia (Figure 39 e 40) intuitiva e

di facile utilizzo dove l'utente, previa registrazione gratuita, può personalizzare una serie di parametri di ricerca quali la copertura nuvolosa, intervallo delle date di acquisizione e tipologia di sensore.

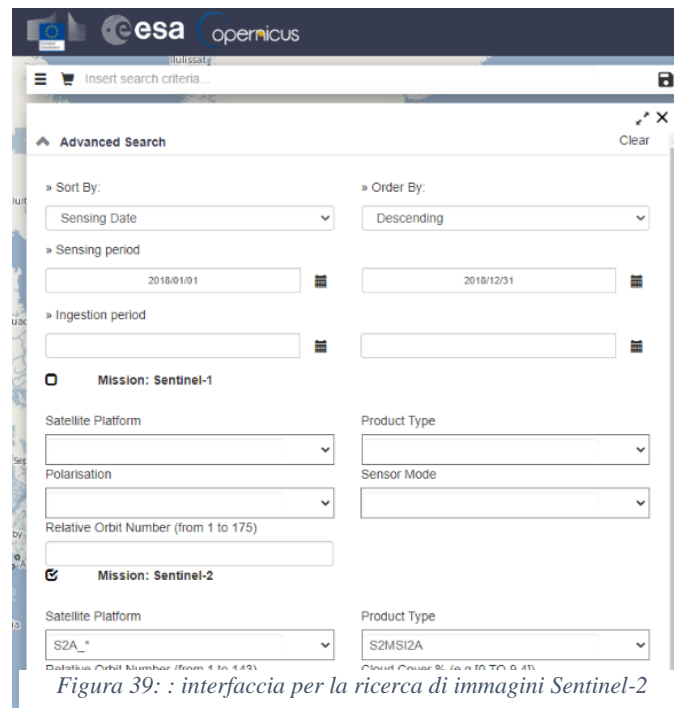


Figura 39: : interfaccia per la ricerca di immagini Sentinel-2

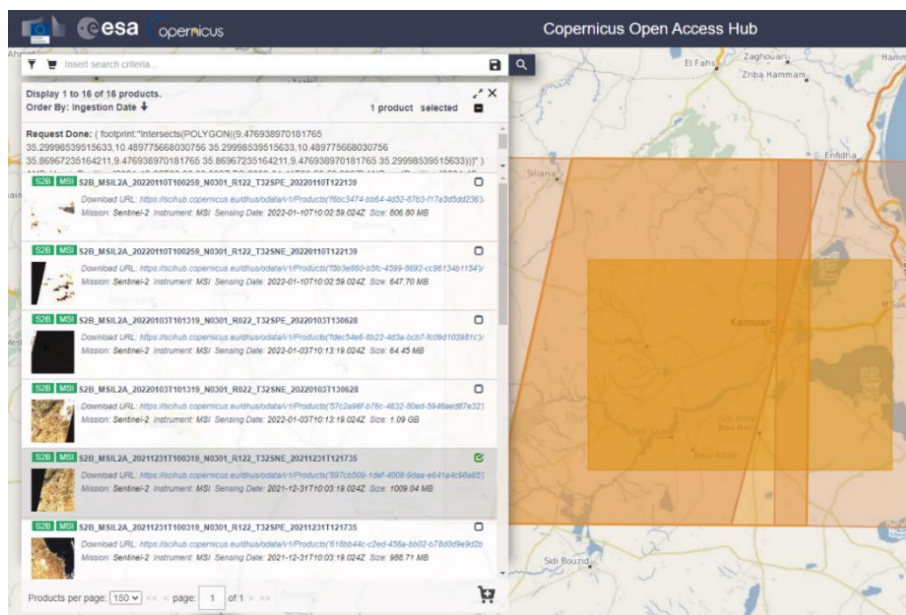


Figura 40: esempio di risultato ricerca immagini Sentinel-2

Le immagini S-2 possono essere anche cercate, acquisite anche attraverso l'estensione *Semi Automatic Classification Plugin (SCP)* in QGIS (<https://fromgistors.blogspot.com/p/semi-automatic-classification-plugin.html>).

Questa estensione open source gratuita per QGIS (Congedo, 2021), giunta alle versione 7.10 e che dispone di una molto ampia documentazione online per il suo utilizzo, fornisce una serie

di strumenti di *pre e postprocessing* di dati raster ed immagini satellitari raggruppati per tematismi e disponibili attraverso una interfaccia *user friendly* (Figura 41).

Fra le opzioni disponibili vi è anche la possibilità di effettuare in serie (*batch*) tutta una serie di azioni quali operazioni fra bande, filtri, riproiezione e mosaicatura di immagini, creazioni di immagini multibanda, classificazioni per cluster ed applicazioni di algoritmi.

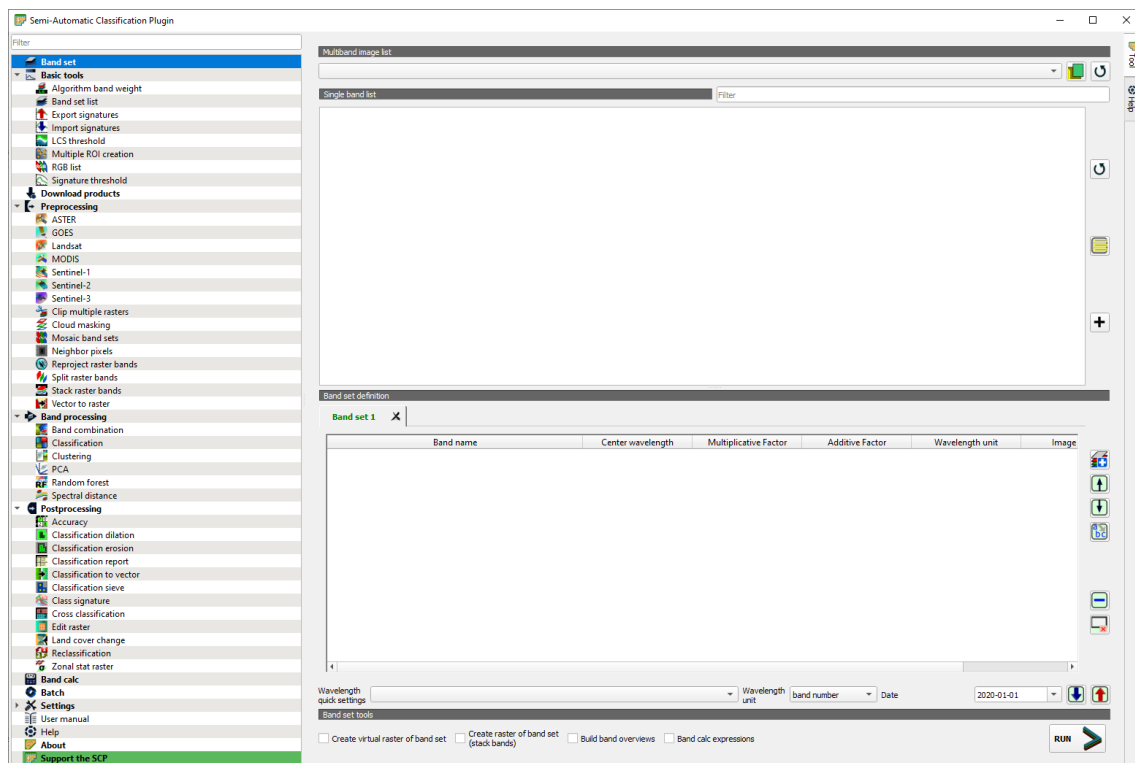


Figura 41: Interfaccia utente del plugin SCP

L'estensione SCP permette una rapida ricerca ed acquisizione di immagini satellitari (Figura 42) con importanti funzionalità di personalizzazione ovvero:

- Definire i limiti geografici della zona di ricerca
- Definire intervallo di tempo di acquisizione e limite superiore di copertura nuvolosa,
- Selezionare le bande da scaricare
- Applicazione automatica della correzione atmosferica, ricampionamento di tutte le bande ad una risoluzione spaziale di 10 metri e ricampionamento del valore di digital number in un intervallo compreso fra 0 e 1. Questo passaggio è fondamentale qualora si vogliano derivare indici di vegetazione, quali ad esempio EVI, che non siano Differenze Normalizzate e/o rapporti fra bande

- Definire un subset da scaricare (tramite l'opzione "virtual download"), invece dell'immagine completa, in modo da lavorare su dati di minor dimensione e più facili da analizzare

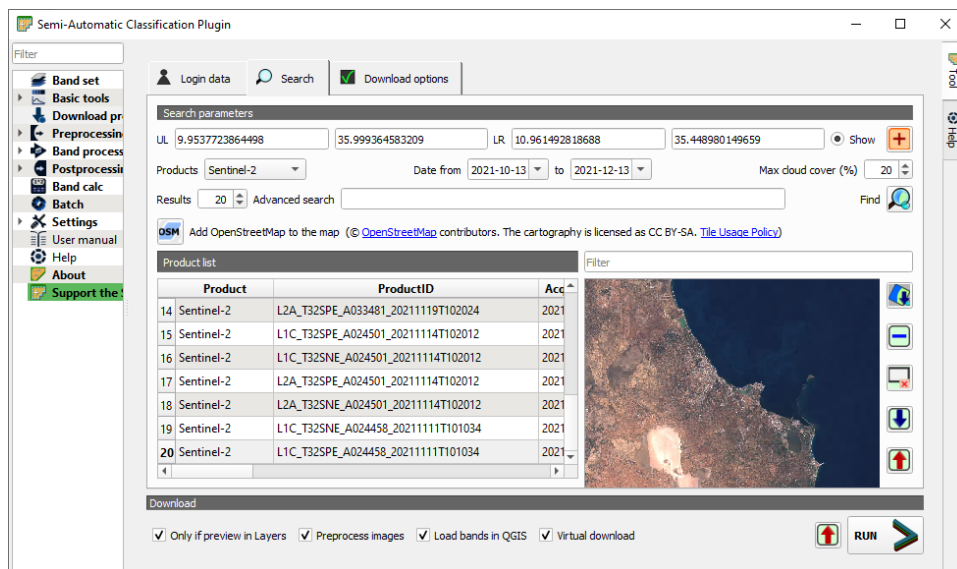


Figura 42: interfaccia utente della ricerca di immagini S-2 attraverso il plugin SCP in QGIS

La ricerca completa è stata finalizzata con il download di 126 immagini per il frame T32SME e di 288 per il frame T32SNE (Figura 43) fra Gennaio 2017 e Maggio 2021 (Allegato 1)



Figura 43: frame dei due passaggi Sentinel 2 su cui insistono le tre zone di studio

Per la zona del bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar sono state cercate e acquisite le immagini impostando come parametri una copertura nuvolosa inferiore al 10% e limitando l'intervallo al periodo ottobre – aprile per ogni annualità analizzata.

Il frame dei passaggi del satellite Copernicus Sentinel-2 identifica la zona di studio come coperta da 3 immagini distinte così come illustrato in Figura 44.

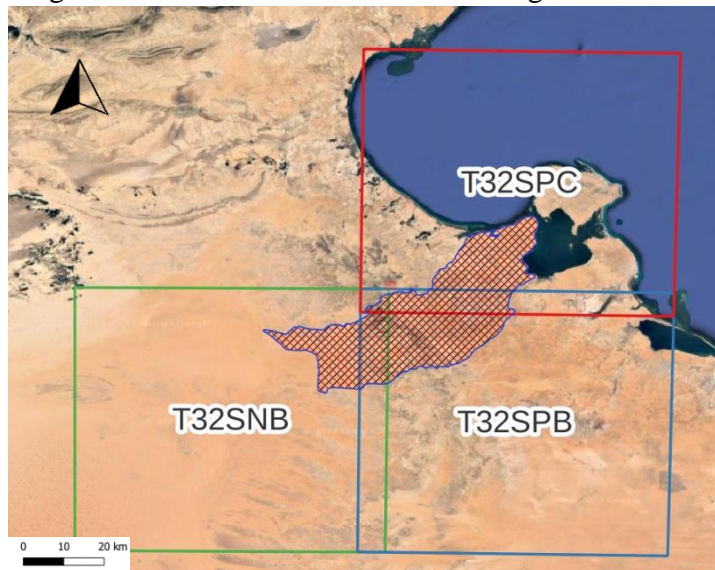


Figura 44: frame delle immagini Sentinel 2 per il bacino del Wadi Hallouf/Oum Zessar

I dati SAR: Sentinel-1

Lanciati nell'aprile 2014 (Sentinel-1A) e nell'aprile 2016 (Sentinel-1B), questi satelliti sono stati i primi ad essere messi in orbita nell'ambito del programma Copernicus.

Sono satelliti dotati di sensori attivi, ovvero, così come illustrato in precedenza, inviano un segnale elettromagnetico in banda C (frequenza di 5.405 GHz, corrispondente ad una lunghezza d'onda di circa 5.6 cm) e misurano il segnale riflesso (*backscatter*) dagli oggetti (Figura 45).

L'obiettivo del programma è fornire dati aperti, completi e aggiornati, finalizzati prevalentemente ad attività di monitoraggio ambientale.

L'orbita dei due satelliti è quasi-polare con una risoluzione temporale di 12 giorni, che permette di acquisire dati ogni 6 giorni per la medesima area geografica.

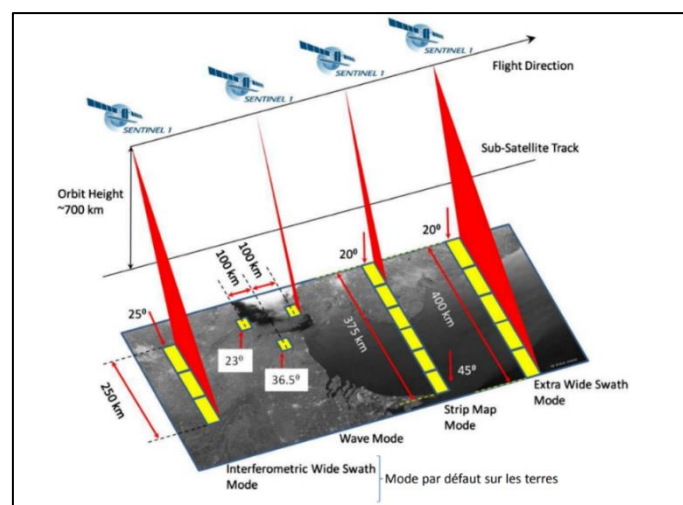


Figura 45: sistemi di osservazione (sentinel-1)

(<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/technical-guides/sentinel-1-sar/sar-instrument-under-the-subheading-Acquisition-Modes>)

Le immagini di Sentinel-1 sono disponibili nei formati *Single Look Complex (SLC)* o *Ground Range Detected (GRD)* ed in diverse modalità di acquisizione; in questo studio sono stati utilizzati i formati GRD che si prestano ad una più agevole elaborazione per successiva importazione in ambiente GIS.

Le immagini disponibili sono in polarizzazione parallela VV e incrociata VH; le prime rappresentano quello che viene chiamato il canale copolare: l'onda retrodiffusa ha la stessa polarizzazione dell'onda emessa, cioè verticale (V) e non vi è alcun cambiamento nella polarizzazione.

VH è invece il canale a polarizzazione incrociata ovvero presenta una completa modifica dello stato di polarizzazione durante l'interazione dell'onda con l'ambiente, cioè da verticale a orizzontale.

La ricerca ed acquisizione delle immagini Sentinel-1 (appartenenti a 5 frame differenti per coprire le tre zone di studio così come mostrato in Figura 46) è stata realizzata attraverso la piattaforma Scihub Copernicus precedentemente illustrata poiché l'opzione attraverso il plugin SCP non era ancora stata finalizzata. La ricerca è stata completata con il download di 226 immagini S-1 fra Novembre 2016 e Maggio 2021 (Allegato 1).

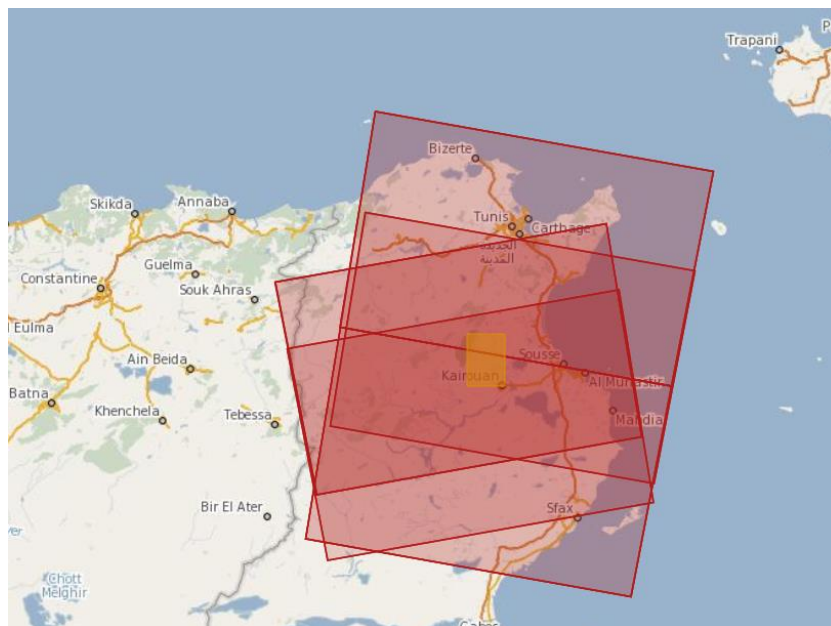


Figura 46: frame ascendente e discendente delle immagini Sentinel-1 su cui insistono le tre zone di studio

Al fine di poter importare ed analizzare le immagini S-1 in QGIS, sono state modellizzate una serie di operazioni, utilizzando il software open source SNAP (*Sentinel Application Platform*), scaricabile liberamente dalla pagina <https://step.esa.int/main/download/snap-download/> così come mostrato in Figura 47, che possono essere così sintetizzate:

- I Calibrazione radiometrica; limita l'effetto di rumori interni dello strumento e dell'atmosfera e rende il dato paragonabile a quello di altre immagini calibrate provenienti anche da altri sensori.
- II Multilook: diminuisce una componente insita nel dato a microonde attivo chiamata *speckle* dell'immagine e crea mape con pixel quadrato;
- III Speckle_Filter: riduce ulteriormente lo *speckle*;
- IV Terrain Correction: geocodifica l'immagine correggendo le distorsioni geometriche SAR utilizzando un modello digitale di elevazione (DEM) e produce una immagine proiettata;
- V LinearToFromdB: traduce i valori dei pixel in scala logaritmica e produce contrasti più elevati spostando i valori luminosi verso la media mentre i valori scuri si estendono su una gamma di colori più ampia (Figura 48). A seguito di questo ultimo passaggio, il calcolo del rapporto fra polarizzazioni VH/VV dovrà essere dunque calcolato come VH/VV .

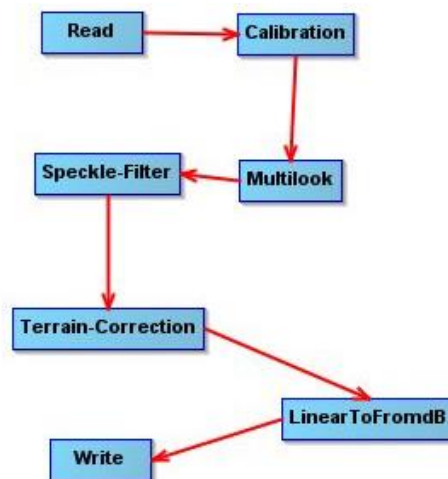


Figura 47: schema della procedura adottata su SNAP per processamento immagini S1

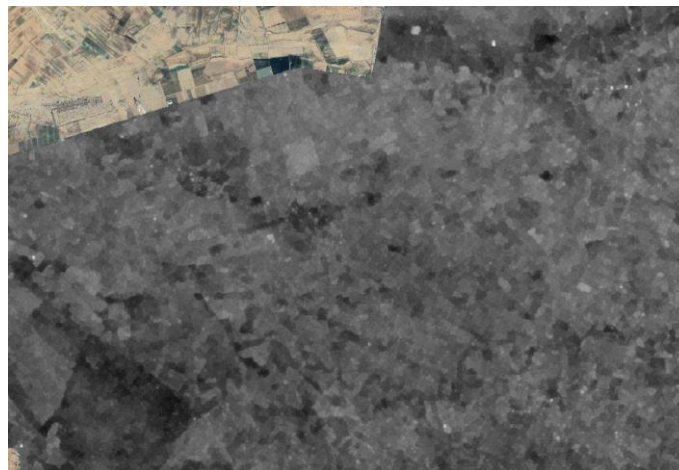


Figura 48: esempio di immagine S-1 dopo il preprocessing (Kairouan, 16 Novembre 2019, polarizzazione VH)

Le immagini SAR (Sentinel-1) per la zona del bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar sono state cercate in un intervallo compreso fra ± 5 giorni dalle immagini Sentinel-2 disponibili con copertura nuvolosa inferiore al 10% dopo aver verificato che nell'intervallo fra le due acquisizioni non si fosse verificato un evento piovoso tale da poter alterare significativamente i valori di umidità del suolo o nella copertura vegetale.

Le immagini corrispondono all'orbita 95 discendente così come mostrato in figura 48.



Figura 49: frame delle immagini Sentinel-1

Oltre a ritagliare la porzione di territorio da analizzare, ottenere le polarizzazioni VH e VV, è stato prodotto anche il dato relativo Projected LIA (*Local Incidence Angle*) (Figura 50), parametro direttamente collegato al DEM analizzato per l'elaborazione delle immagini (SRTM 1sec HGT nel caso del presente studio) e necessario per poter eseguire l'algoritmo a reti neurali finalizzato alla produzione delle mappe di umidità del suolo (SMC).

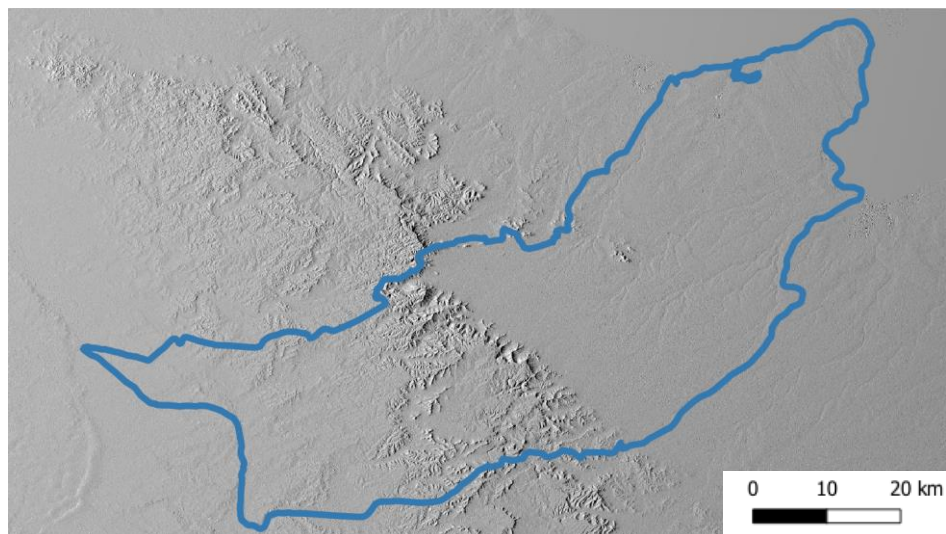


Figura 50: Projected LIA (1 dicembre 2017)

Per poter valutare che la zona montagnosa non presentasse problemi di acquisizione dati dovute a pendenza ed esposizione, è stato eseguito il calcolo dei valori di Layover and Shadow per realizzare una eventuale mascheratura dei dati da eliminare.

Il risultato ha evidenziato un raster con nessun valore da mascherare, se non per pochissimi pixel isolati, ragione per la quale le immagini sono state considerate come interamente analizzabili.

Il set finale di immagini, completo di indici multispettrali e di polarizzazioni derivanti da immagini SAR, e sul quale sono state realizzate le analisi relative all'umidità del suolo comprende le seguenti date:

ID	Sentinel - 1	Sentinel - 2
1	20171101	20171028
2	20171113	20171117
3	20171213	20171212
4	20180112	20180111
5	20180211	20180210
6	20180325	20180322
7	20180406	20180406
8	20180418	20180421
9	20181102	20181107
10	20181120	20181122
11	20181214	20181212
12	20190107	20190106
13	20190212	20190210
14	20190302	20190302
15	20190413	20190416
16	20191103	20191102
17	20191115	20191117
18	20200114	20200116

Tabella 2: immagini S-1 e S-2 utilizzate per l'analisi della zona del bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar

2.2. Punti di verifica in campo

Analisi di Land Cover

Oltre alla ricerca ed elaborazione precedentemente descritte delle immagini satellitari, sia multispettrali che SAR, sono state effettuate campagne per la raccolta di dati nelle tre aree di studio situate nella zona centrosettentrionale della Tunisia, focalizzandosi sulle stagioni agronomiche comprese fra il 2017 ed il 2021 mentre non è stato possibile condurre campagne di raccolta dati puntuali per la zona del bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar.

I dati raccolti hanno permesso di ottenere informazioni sulle classi di *land cover* relative al periodo analizzato ed usarle successivamente in parte per “istruire” gli algoritmi di classificazione ed in parte per i processi di validazione delle mappe di uso del suolo prodotte.

La raccolta dei dati è stata realizzata tramite gli strumenti della famiglia open source Kobo:

- La piattaforma KoboToolbox (Figura 51) per la creazione delle schede di campo e la gestione, sincronizzazione ed analisi dei dati
- L'applicazione Android KoboCollect, per la raccolta di dati di campo georiferiti

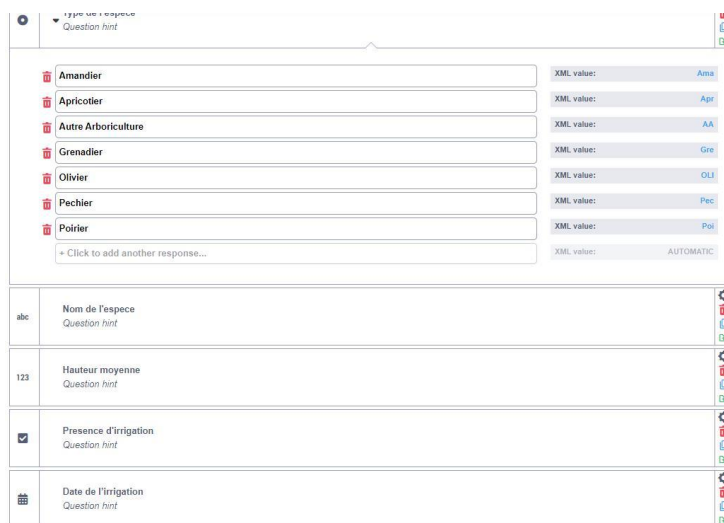


Figura 51: esempio della costruzione delle schede di campo tramite KoboToolbox

L'applicazione KoboCollect, disponibile esclusivamente per dispositivi mobili con Sistema Operativo Android, permette di visualizzare le domande del questionario in un ordine sequenziale che rispetta la logica, ed i vincoli relativi, fra risposte e domande ad esse collegate. Questa struttura facilita molto la raccolta delle informazioni, minimizzando la possibilità di inserire dati non omogenei (grazie all'inserimento di risposte a lista scorrevole visualizzate a schermo come in Figura 52) e visualizzando solo le domande a cui effettivamente si deve rispondere.

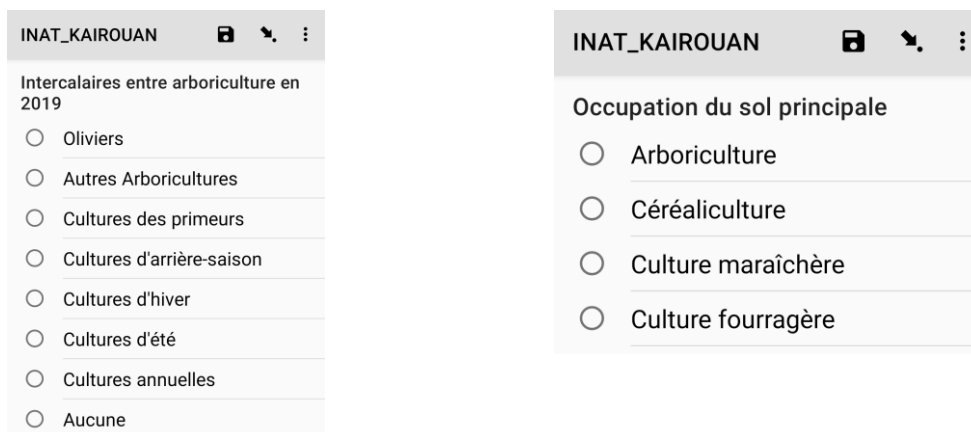


Figura 52: esempi di interfaccia per inserimento dati di campo su dispositivo mobile

Il questionario (Allegato 2) è stato implementato in Kobo e strutturato in modo da ottenere informazioni relative sia al momento dell'intervista all'agricoltore che anche sulle annate pregresse. Oltre all'acquisizione di foto riguardanti le classi di land cover (Figura 53), sono stati raccolti anche dati sulle interculture presenti, sulla produzione e sulle pratiche colturali (quali ad esempio presenza e tipo di irrigazione, periodi di semina e raccolto) attraverso domande specifiche contenute nei questionari.



Figura 53: immagini tratte dai rilievi in campo

Questi punti sono stati automaticamente sincronizzati sulla piattaforma KoboToolbox da cui possono essere visualizzati sia per quanto riguarda la loro posizione nello spazio (Figura 54) che per la tabella degli attributi, modificabile, contenente le informazioni raccolte sul campo.

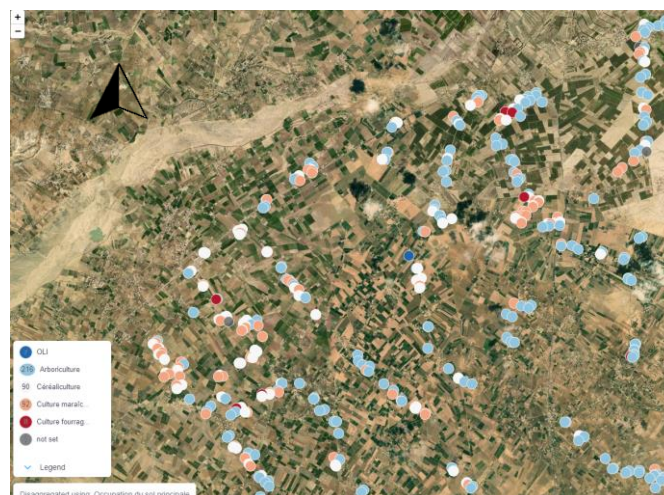


Figura 54: visualizzazione dei dati di campo per la zona di Kairouan attraverso l'interfaccia KoboToolbox

Sempre dall'interfaccia KoboToolbox (Figura 55) è possibile esportare i dati in molteplici formati (csv, xls, json, gpx), salvare tutte le foto acquisite in un'unica cartella compressa e creare rapporti personalizzati completi di grafici e statistiche (Allegato 3) personalizzabili in base a filtri impostati dall'utente o dal responsabile della scheda.

Validation	start	end	LOCALIS...	123 Parcelle	Enter a date	Occupatio.
—	Sep 29, 2021 ...	Sep 29, 2021 ...	35.9600655 9.0569...	152	2021-09-29	Arboriculture
—	Jun 17, 2021 ...	Jun 17, 2021 ...	35.494994 10.0545...	393	2021-06-16	Culture maraich
—	Jun 17, 2021 ...	Jun 17, 2021 ...	35.496888 10.0528...	392	2021-06-16	Culture maraich
—	Jun 15, 2021 ...	Jun 17, 2021 ...	35.522487 10.0541...	364	2021-06-16	Arboriculture
—	Jun 16, 2021 ...	Jun 16, 2021 ...	35.465725 10.0498...	405	2021-06-16	Arboriculture
—	Jun 16, 2021 ...	Jun 16, 2021 ...	35.4645671 10.051...	404	2021-06-16	Arboriculture
—	Jun 16, 2021 ...	Jun 16, 2021 ...	35.464462 10.0522...	403	2021-06-16	Arboriculture
—	Jun 16, 2021 ...	Jun 16, 2021 ...	35.471768 10.0498...	402	2021-06-16	Arboriculture
—	Jun 16, 2021 ...	Jun 16, 2021 ...	35.471067 10.0516...	401	2021-06-16	Arboriculture
—	Jun 16, 2021 ...	Jun 16, 2021 ...	35.474476 10.0522...	400	2021-06-16	Culture maraich
—	Jun 16, 2021 ...	Jun 16, 2021 ...	35.473757 10.0546...	399	2021-06-16	Arboriculture
—	Jun 16, 2021 ...	Jun 16, 2021 ...	35.473936 10.0575...	398	2021-06-16	Arboriculture
—	Jun 16, 2021 ...	Jun 16, 2021 ...	35.473235 10.0567...	397	2021-06-16	Arboriculture
—	Jun 16, 2021 ...	Jun 16, 2021 ...	35.495389 10.0545...	395	2021-06-16	Céréaliculture
—	Jun 16, 2021 ...	Jun 16, 2021 ...	35.4963 10.0526 0 0	394	2021-06-16	Céréaliculture

Figura 55: tabella degli attributi dei dati raccolti sul campo (KoboToolbox)

Durante i rilievi in campo sono stati raccolti 520 punti per la pianura di Kairouan e 200 per l'area di Le Khaf che sono stati integrati con i risultati recentemente ottenuti da altri studi condotti dall'INAT nelle medesime aree di indagine. Una volta acquisiti ed importati in QGIS i suddetti rilievi, all'esterno di ciascun punto è stato digitalizzato a schermo un poligono omogeneo per uso del suolo (di seguito chiamato *Region Of Interest – ROI*) usando come base di riferimento l'immagine S-2 acquisita nella data più prossima al rilievo in campo supportata da dati satellitari ad alta risoluzione (Figura 56).

Questa operazione è stata resa possibile dal fatto che gli agricoltori intervistati hanno confermato che la superficie coltivata dei singoli appezzamenti, ed i relativi limiti, era rimasta invariata negli ultimi 5 anni.

Per la zona pilota di Siliana, causa il perdurare di limitazioni allo spostamento legati alla situazione pandemica, non è stato possibile procedere con la raccolta dati sul territorio e sono stati dunque usati 276 poligoni, gentilmente messi a disposizione dall'INAT, che erano stati raccolti durante una precedente ricerca scientifica di settore.

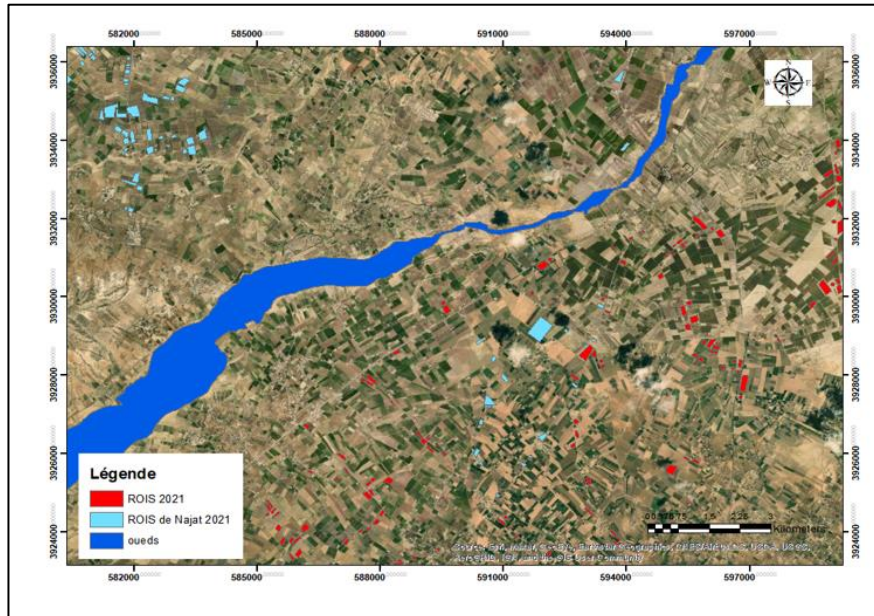


Figura 56: esempio di ROI derivate dai rilievi all'interno della zona di Kairouan

Stazioni meteo

Per quanto riguarda il bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar, oltre ai dati meteorologici raccolti attraverso dati satellitari aperti, è stato possibile utilizzare i dati pluviometrici giornalieri di 10 stazioni presenti all'interno della zona di studio (Figura 57) messi a disposizione dall'IRA.

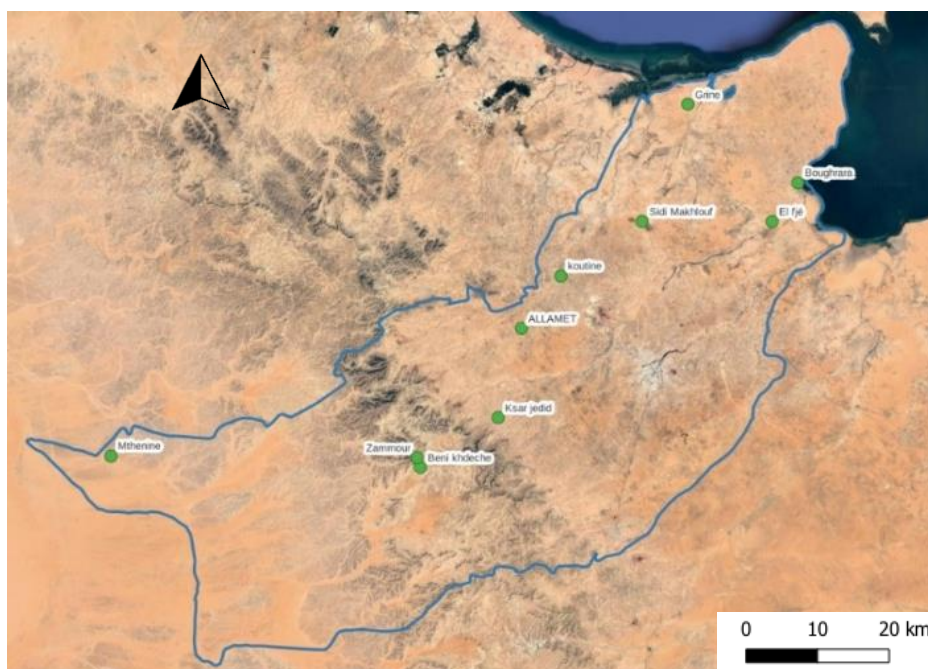


Figura 57: localizzazione stazioni metereologiche IRA all'interno della zona di studio

2.3. Indici derivati di vegetazione e valori di SMC

Nel telerilevamento, gli indici di vegetazione fanno parte di metodi di elaborazione chiamati trasformazioni multispettrali e consistono nel combinare due o più bande relative alle caratteristiche spettrali della vegetazione (Bannari et al., 1995).

Sono largamente utilizzati per il monitoraggio fenologico e classificazione della vegetazione, per la valutazione delle condizioni generali, stress idrico delle foglie, densità di copertura e interpretazione di processi come, ad esempio, l'evapotraspirazione (Pettorelli et al., 2005).

Tra gli indici più conosciuti e maggiormente utilizzati sono da menzionare:

- ✓ **NDVI** (*Normalized Difference Vegetation Index*) derivato dalla formula $(NIR - R)/(NIR + R)$. Questo è forse l'indice (Kriegler et al., 1969) maggiormente utilizzato per quantificare la riflettanza della vegetazione verde, andando a campionare le lunghezze d'onda del vicino infrarosso con l'assorbimento della clorofilla nelle lunghezze d'onda rosse. Il suo intervallo di valori è compreso tra -1 e 1. I valori negativi (vicini a -1) corrispondono all'acqua mentre i valori prossimi allo zero (da -0,1 a 0,1) corrispondono generalmente a zone sterili di roccia, sabbia o neve. La vegetazione bassa e le praterie sono rappresentate da valori compresi tra 0,2 e 0,4, mentre valori più elevati indicano spesso vegetazione molto densa (NASA, 2000).
- ✓ **EVI** (*Enhanced Vegetation Index*) derivato dalla formula $L * ((NIR - R) / (NIR + C1 * R - C2 * B + L))$. Questo indice consiste in un miglioramento dell'NDVI in cui sono presenti due coefficienti C1 e C2 (per correggere lo scattering dell'atmosfera) e un fattore L che considera la densità della vegetazione (con l'obiettivo di correggere lo scattering del suolo) (Bannari et al., 1995). In condizioni standard vengono presi rispettivamente i valori di: L=1, C1=6, C2=7,5. Questo indice riesce a migliorare la sensibilità del rilevamento nei casi in cui sia presente una copertura molto densa. L'intervallo di valori è compreso tra -1 e 1, dove la vegetazione sana in genere è rappresentata dai pixel con valori compresi tra 0,2 e 0,8,.
- ✓ **NDRE** (*Normalized Difference Red-Edge Index*) derivato dalla formula $(NIR - Red\ Edge) / (NIR + Red\ Edge)$ Questo indice si comporta come un NDVI (Boiarskii, 2019) e quindi rileva molto bene le zone vegetate, la vigoria e la biomassa della vegetazione. Invece che la riflettanza nel Red, viene presa in considerazione la riflettanza nel Red Edge; quest'ultima infatti viene assorbita meno dalla clorofilla e consente al sistema di saturarsi più tardi, permettendo una buona differenziazione anche

- di quelle superfici con copertura e quindi densità elevate. Risulta però influenzato dal suolo nelle aree poco boscate o con copertura scarsa.
- ✓ **NDWI** (*Normalized Difference Water Index*) derivato dalla formula $(Green - NIR) / (Green + NIR)$. Questo indice rileva lo stato idrico delle piante e del suolo. L'NDWI preso in considerazione coinvolge la banda del verde e dell'infrarosso vicino ed è ideale per monitorare la vegetazione colpita da siccità. L'intervallo di valori è compreso tra -1 e 1. Superfici con valore 1 indicano alto contenuto di acqua, mentre i valori tra -1 e 0 rappresentano zone aride.
 - ✓ **NMDI** (*Normalized Multi Band Drought Index*) derivato dalla formula $(NIR - (SWIR1 - SWIR2)) / (NIR + (SWIR1 - SWIR2))$. Questo indice si comporta come un NDWI ma viene utilizzato in quei casi in cui è presente una bassa copertura del suolo da parte della vegetazione. Considera due intervalli di SWIR per meglio differenziare l'acqua contenuta nel suolo dall'acqua contenuta nella vegetazione.
 - ✓ **SIPI** (*Structure Insensitive Pigment Index*) derivato dalla formula $(NIR - Blu) / (NIR - Red)$. Si tratta di un indice sensibile alla diminuzione di clorofilla nella copertura vegetale, dovuta a stress o siccità. In questo caso viene presa in considerazione anche la riflettanza nel Blu. Il risultato è una maggior precisione nel classificare quelle aree con un'elevata variabilità nella struttura della copertura. L'intervallo di valori è compreso fra 0 e 2, dove strati di vegetazione in buone condizioni corrispondono a valori compresi fra 0,8 a 1,8.
 - ✓ **NDMI**: (*Normalized Difference Moisture Index*) derivato dalla formula $(NIR - SWIR) / (NIR + SWIR)$. Questo indice combina la sensibilità alla clorofilla dell'infrarosso vicino con quella al contenuto in acqua dell'infrarosso ad onde corte risultando quindi un ottimo indicatore dello stress idrico della vegetazione analizzata. In quanto indice normalizzato i suoi valori vanno fra -1 ed 1 dove intervalli compresi fra -0,2 e -0,4 indicano vegetazione poco densa e/o soggetta a stress idrico mentre i valori fra 0,2 e 0,4 rappresentano condizioni di vegetazione densa e/o in buona salute .
 - ✓ **VSDI**: (*Visible and Shortwave Infrared Drought Index*) è ottenuto dalla formula $1 - [(SWIR - Blu) + (Red - Blu)]$. A causa della presenza della banda blu, oltre a quelle del rosso e dell'infrarosso ad onde corte maggiormente sensibili al contenuto di acqua, questo indice è particolarmente adatto per il monitoraggio di zone agricole in ambienti aridi o semiaridi all'interno della stagione vegetativa.

medio dei vari indici per verificarne la variabilità sia fra classi di land cover che, all'interno della stessa classe, fra le varie stagioni dell'annualità analizzata.

Gli indici, NDVI, EVI ed NDRE sono stati quindi identificati come quelli caratterizzati da una maggior variabilità nel tempo e nello spazio geografico e, di conseguenza, teoricamente in grado di meglio evidenziare cambiamenti di land cover.

Produzione di indici ottici derivati e loro andamento stagionale per classi di Land Use

Anche per la zona situata nel sud della Tunisia sono stati prodotti i seguenti indici di vegetazione ed umidità utilizzando il modello precedentemente descritto.

Una prima analisi è stata effettuata per vedere se in effetti gli indici rispondevano, ed in quale misura, ad eventi eccezionali di pioggia quali ad esempio quello del novembre 2017, per verificarne la capacità di identificare variazioni di umidità (Figura 59).

Sono state quindi calcolate le differenze normalizzate degli indici fra novembre ed ottobre 2017.

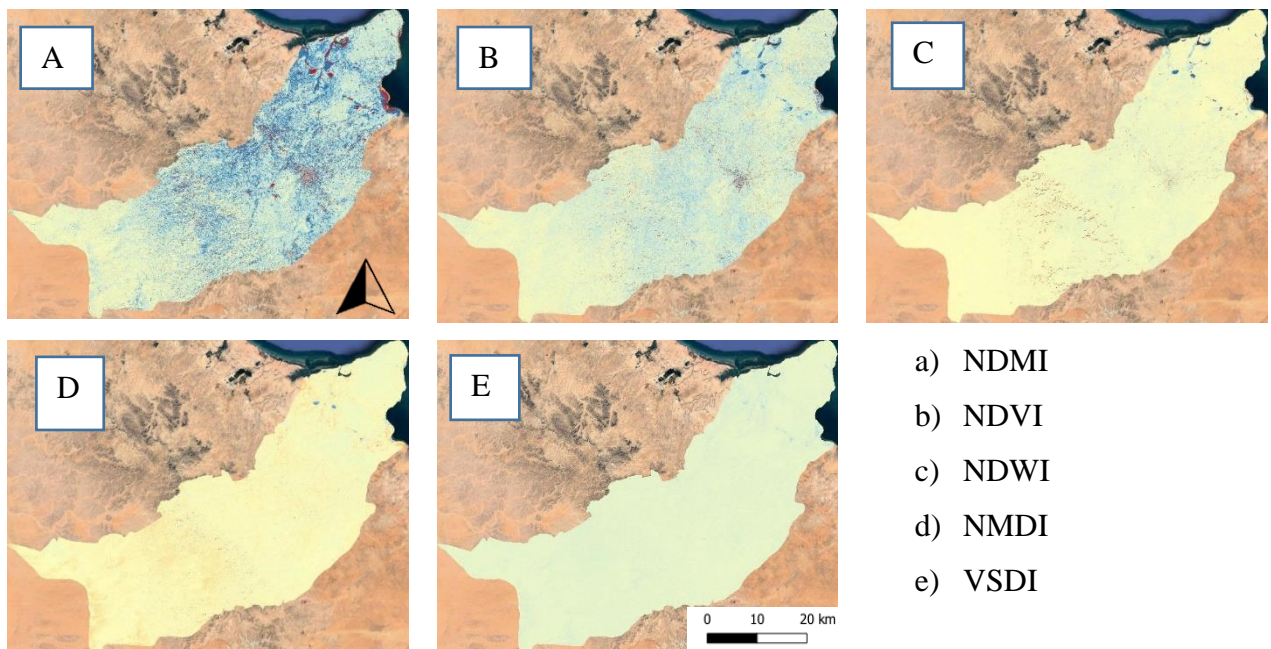


Figura 59: Differenza normalizzata dei vari indici ottici fra Ottobre e Novembre 2017

Dal confronto visivo emerge come gli indici NDWI e NMDI mostrino una scarsa sensibilità ad identificare l'aumento di umidità fatta eccezione per le *sebkha* (depressioni con specie alofite situate nella parte nord orientale della zona di studio) mentre NDMI ed NDVI denotano un forte aumento dei valori specialmente in presenza di vegetazione. L'indice VSDI ha invece una più che buona risposta egualmente distribuita a prescindere della tipologia di uso del suolo.

Produzione di mappe di umidità del suolo

Per valutare lo stato idrico del suolo, e correlarlo con gli indici multispettrali derivati, sono state generate mappe di umidità del suolo a partire dalle immagini SAR in banda C di Sentinel-1 utilizzando un algoritmo a reti neurali artificiali (ANN) derivato dall'implementazione proposta

in (Paloscia et al., 2013). L'algoritmo originariamente calibrato sui dati Envisat/ASAR, è stato adattato ai dati S-1 e alle condizioni semiaride della zona di studio e testato in (Hachani et al., 2019). Le ANN si sono già dimostrate molto efficaci per questo tipo di applicazioni in studi analoghi (Baghdadi et al., 2002); (Del Frate et al., 2003); (Santi et al., 2013).

L'algoritmo utilizza i dati di backscattering (σ°) calibrati e geocodificati in entrambe le polarizzazioni (VV e VH) come input, insieme al corrispondente angolo di incidenza locale (LIA), e restituisce in uscita la mappa di SMC stimata pixel per pixel dall'immagine di backscattering. L'algoritmo include una procedura originale di ricerca sistematica dell'architettura ottimale (Santi et al., 2022) che ripete iterativamente allenamento e test della ANN aumentando ad ogni iterazione il numero di neuroni e strati nascosti. Uscita del processo è l'architettura, in termini di strati nascosti, neuroni e funzione di trasferimento, che ha fornito il più alto coefficiente di correlazione tra SMC stimata e misurata.

Vista la ridotta disponibilità di dati di verità a terra, il set di addestramento è stato aumentato combinando le misurazioni S-1 con dati simulati da modelli elettromagnetici. In particolare, si è fatto riferimento all'Integral Equation Model (IEM) che, nell'implementazione proposta da (Fung, 1994) è in grado di simulare il backscattering a partire dalla geometria di osservazione e dal valore di SMC e rugosità della superficie osservata. Non è stato necessario aggiungere un termine correttivo per la vegetazione, viste le condizioni semiaride dell'area di test.

Per mantenere la coerenza tra set di dati simulati e sperimentali, l'IEM è stato prima calibrato utilizzando un subset dei dati sperimentali disponibili; successivamente, le simulazioni del modello sono state iterate variando i parametri di input in un intervallo derivato dalle misure sperimentali, seguendo l'approccio proposto da (Paloscia et al., 2013) e (Santi et al., 2016). È importante sottolineare che il modello IEM non richiede addestramento e i suoi input (cioè SMC, parametri di rugosità e angolo di osservazione) sono stati derivati direttamente dai dati sperimentali.

Il processo seguito per addestramento, test e validazione dell'ANN è quello proposto in (Santi, 2016): Il set di dati sperimentale è separato mediante campionamento casuale in due sottoinsiemi, composti dal 50% di dati ciascuno. Il primo sottoinsieme è usato per calibrare l'IEM e aggiunto ai dati simulati per l'addestramento della ANN, il secondo sottoinsieme, non coinvolto nell'addestramento, è utilizzato per una validazione ANN il più indipendente possibile dall'addestramento. Nell'allenamento, il training set è ulteriormente sottocampionato in tre gruppi corrispondenti rispettivamente al 60%, 20% e 20% del totale: il primo serve per regolare iterativamente i parametri della rete finché non viene minimizzato l'errore tra la stima fornita dalla ANN e il valore atteso. Tale processo iterativo si basa su di un algoritmo a gradiente

discendente. Il secondo e il terzo sottoinsieme servono invece per avere un test ed una validazione ad ogni iterazione. Sulla base della cosiddetta regola dell'"arresto anticipato", infatti, l'allenamento si interrompe non appena gli errori sui tre sottoinsiemi iniziano a divergere, al fine di evitare l'overfitting. Tutto il processo è riassunto nel diagramma di flusso di Figura 60 . Lo schema semplificato di ANN è mostrato nel riquadro in basso a destra.

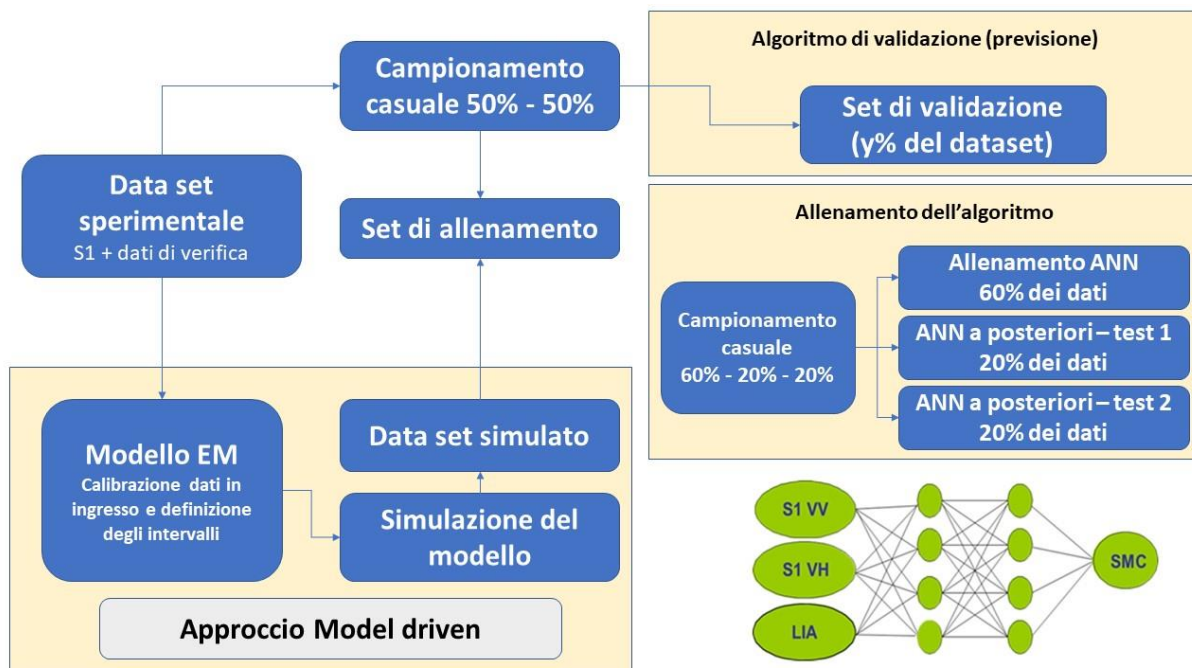


Figura 60: Diagramma di flusso della generazione del set di training/test

L'algoritmo è stato validato sulla base di misurazioni disponibili nel passato per la zona di studio (Hachani et al., 2019); applicando l'algoritmo ANN alle serie temporali S-1 disponibili sono state generate mappe di SMC ad una risoluzione spaziale di 20 m (Figura 61).

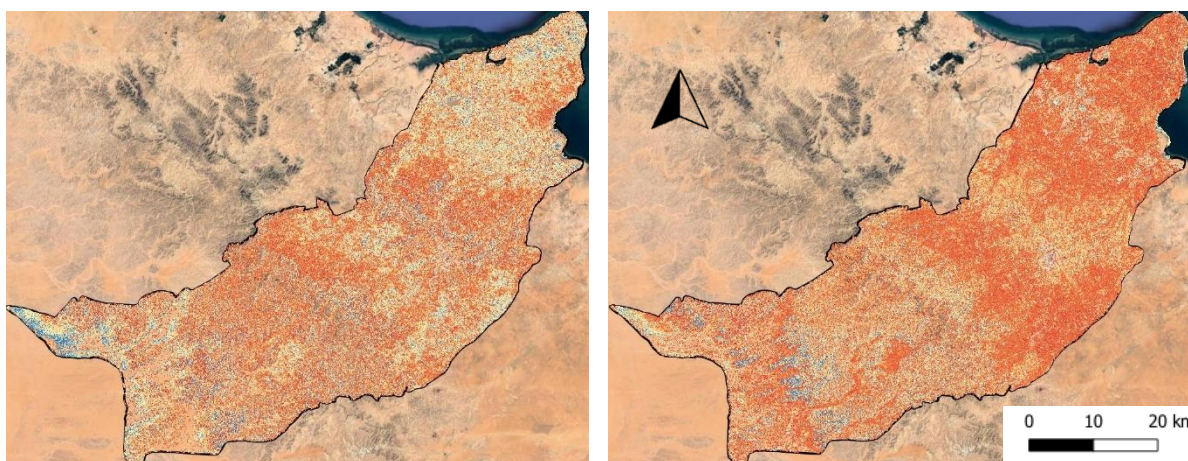


Figura 61: Confronto fra le mappe di SMC di dicembre 2017 (sinistra) e marzo 2018 (destra)

Produzione di un indice combinato multispettrale e SAR

Le osservazioni ottiche e a microonde sono state integrate in un nuovo indice, con l'intenzione di migliorare la sensibilità ai parametri del suolo e della vegetazione.

Le microonde, data la loro lunghezza d'onda più lunga e la conseguente maggiore penetrazione, sono maggiormente influenzate dall'apporto del suolo, mentre il visibile e l'infrarosso a onde corte sono più sensibili alla chioma vegetale.

Per sfruttare queste diverse sensibilità, è stato prodotto un indice combinato multispettrale e SAR, denominato *Combined Drought Severity Index* (CDSI), considerando sia i dati di SMC derivata dai dati SAR che l'indice VSDI derivato dai dati multispettrali. L'indice combinato è stato calcolato normalizzando nell'intervallo 0-1 i valori di SMC derivati dai dati a microonde

$$SMC_n = \frac{(SMC - SMC_{max})}{(SMC_{max} - SMC_{min})}$$

dove SMC_n è l'umidità del suolo normalizzata, SMC è l'umidità del suolo effettiva e SMC_{max} e SMC_{min} sono i valori più alti e più bassi registrati nel periodo di tempo considerato (un anno).

Successivamente l'indice CDSI è stato calcolato come media ponderata di SMC_n e VSDI

$$CDSI = w \cdot SMC_n + (1 - w) \cdot VSDI$$

Il coefficiente di ponderazione (valore compreso tra 0 e 1), in questo studio è stato empiricamente impostato a 0,5 dopo aver confrontato il CDSI ottenuto per diversi valori di w con le informazioni disponibili. In Figura 62 si riportano le immagini di CDSI relative ai mesi di Ottobre, Novembre 2017 e Marzo 2018 dalle quali si evidenzia la capacità dell'indice di mettere ben in risalto la maggiore umidità derivante dall'evento del 12 Novembre 2017.

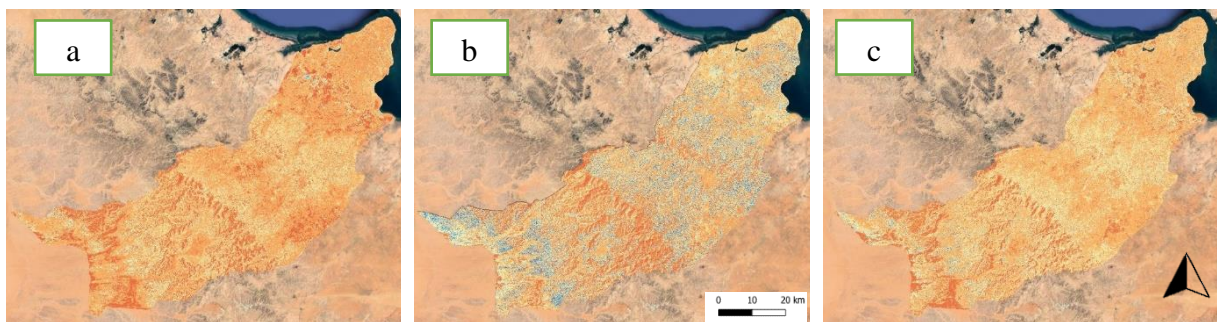


Figura 62: andamento dell'indice CDSI per Ottobre 2017 (a), Novembre 2017 (b) e Marzo 2018(c)

2.4. I metodi di classificazione

Nel telerilevamento, la classificazione consiste nel far corrispondere i singoli elementi di una scena dell'immagine (pixel), rappresentati da valori radiometrici multidimensionali, ad un insieme di classi tematiche ben conosciute, o meno, a priori.

Questa corrispondenza è svolta da funzioni discriminanti sotto forma di regole di decisione definite a priori; in sintesi la classificazione mira ad attribuire specifiche classi tematiche ad ogni singolo pixel (Maître, 2010).

I set di immagini di telerilevamento possono essere composti da immagini acquisite in più date (dimensione temporale), in diverse lunghezze d'onda (dimensione spettrale) o da una combinazione di esse.

Le classificazioni supervised, unsupervised, pixel-based ed object-oriented sono le procedure più comunemente utilizzate e verranno di seguito descritte sinteticamente.

Classificazione supervised

I metodi di classificazione supervised sono i più utilizzati negli studi di mappatura dell'uso del suolo (Ma et al., 2017); durante questo tipo di classificazione, l'operatore identifica (a schermo, per conoscenza personale o a seguito di dati di verità raccolti sul territorio) aree di interesse rappresentative delle superfici che desidera classificare (acqua, foresta, agricoltura e altro) con dettagli diversi a seconda del livello che si desidera raggiungere nella produzione della cartografia tematica.

Queste aree di interesse (*Regions Of Interest*, ROI) consentiranno, attraverso l'applicazione di un algoritmo selezionato, di determinare le caratteristiche spettrali di ciascuna classe. L'algoritmo classificherà quindi la totalità dell'immagine in base alle corrispondenze trovate con le singole firme spettrali.

Questo approccio lascia l'operatore libero di scegliere le classi desiderate ma lo vincola ad una conoscenza approfondita del territorio dell'area di studio o, quantomeno, di una porzione di esso (Vadrevu, 2013).

Classificazione non supervised

Con i classificatori non supervised una immagine telerilevata viene suddivisa in un numero di classi in base ai raggruppamenti naturali dei valori dell'immagine senza la necessità di conoscenze pregresse dell'area di studio (Sati, 2014).

Questa classificazione pertanto non implica che l'operatore scelga a priori le classi di copertura o di uso del suolo ma permette di definire un certo numero di parametri quali, fra gli altri, il numero di classi desiderate e la varianza massima all'interno di una classe dopodiché un algoritmo classificherà direttamente l'immagine (*clustering*).

Si tratta di un metodo speditivo particolarmente indicato quando, per motivi di tempo, scarse risorse finanziarie oppure inaccessibilità della zona di analisi, non si abbia la possibilità di acquisire dati direttamente sul territorio.

Classificazione pixel based

La classificazione pixel based è una tecnica che presuppone che ogni pixel sia puro e generalmente etichettato come un singolo tipo di uso del suolo (Fisher, 1997).

Ci si basa essenzialmente sulle informazioni spettrali associate a ciascun pixel senza considerare le strutture spaziali delle immagini; la classificazione viene quindi eseguita a livello di pixel utilizzando solo le informazioni spettrali disponibili per quel singolo elemento.

In questo senso ogni pixel rappresenta una fase di addestramento per l'algoritmo di classificazione sotto forma di un vettore n-dimensionale, dove n è il numero di bande spettrali presenti nell'immagine.

L'algoritmo di classificazione produce quindi una previsione di classe per ogni singolo pixel in un'immagine; questo metodo di classificazione produce ottimi risultati quando applicato su ampie zone omogenee.

Classificazione object oriented

Rispetto ai tradizionali metodi di classificazione dei pixel, i modelli object oriented forniscono un nuovo paradigma per la classificazione delle immagini di telerilevamento (Blaschke, 2010) e si basano sul raggruppamento di pixel contigui in funzione di valori spettrali, forme e proporzioni degli oggetti da classificare (Benz et al., 2004).

La classificazione viene eseguita su un gruppo di pixel omogenei e contigui considerandoli raggruppati in un unico elemento, che è appunto l'oggetto, tenendo conto delle proprietà spaziali di ciascun pixel; l'addestramento dell'algoritmo di classificazione viene effettuato su gruppi di pixel producendo una previsione di classe in funzione del gruppo di appartenenza.

Ad esempio, un'immagine potrebbe essere suddivisa in N segmenti di uguale dimensione assegnando una classe a ciascun segmento.

2.5. Gli algoritmi di classificazione

Gli algoritmi di classificazione sono algoritmi utilizzati per determinare gruppi statistici naturali o strutture di dati in cui viene richiesto, fra le altre azioni, di specificare il numero di gruppi o classi che verranno formati con i dati in ingresso (Alpaydm, 2020).

Gli algoritmi di classificazione possono essere suddivisi in due gruppi principali: parametrici e non parametrici.

I primi si basano sul fatto che ogni classe abbia una distribuzione normale del valore dei pixel o degli oggetti e che sia caratterizzata da parametri statistici, ritenuti rappresentativi per la classificazione dei pixel dell'immagine.

Un algoritmo non parametrico, invece, è un algoritmo che non si basa sull'assunzione di una distribuzione normale, poiché per la classificazione non è necessario alcun parametro statistico (Debats et al., 2016).

Tra gli algoritmi maggiormente utilizzati si possono elencare:

Nearest Neighbor (K-NN)

L'algoritmo K-Nearest Neighbor (K-NN) (non parametrico) è uno degli algoritmi di Machine Learning più semplici e spesso usato per classificare zone agricole (Samaniego and Schulz, 2009). L'algoritmo K-NN presuppone la somiglianza tra il nuovo pixel e quelli disponibili e lo inserisce nella categoria più simile fra quelle disponibili; ciò significa che quando vengono visualizzati nuovi dati questi possono essere facilmente classificati in una categoria già esistente (Figura 63). Il parametro K identifica il numero di oggetti più prossimi da analizzare; questo algoritmo presenta problemi in caso di grandi dimensioni dei dati in ingresso.

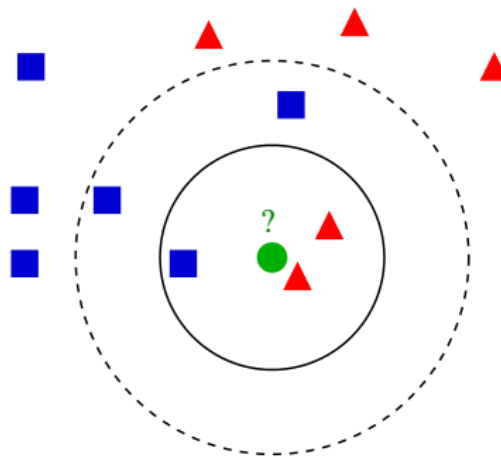


Figura 63: Schema dell'algoritmo K-NN (con $K=3$)
(https://it.wikipedia.org/wiki/K-nearest_neighbors)

Maximum Likelihood

L'algoritmo di massima verosimiglianza (ML, parametrico) consente (Figura 64) di classificare i pixel sconosciuti calcolando per ciascuna delle classi la probabilità che il pixel rientri nella classe che ha la probabilità più alta (Otukey and Blaschke, 2010). Tuttavia, se questa probabilità non raggiunge la soglia prevista, il pixel viene classificato come sconosciuto.

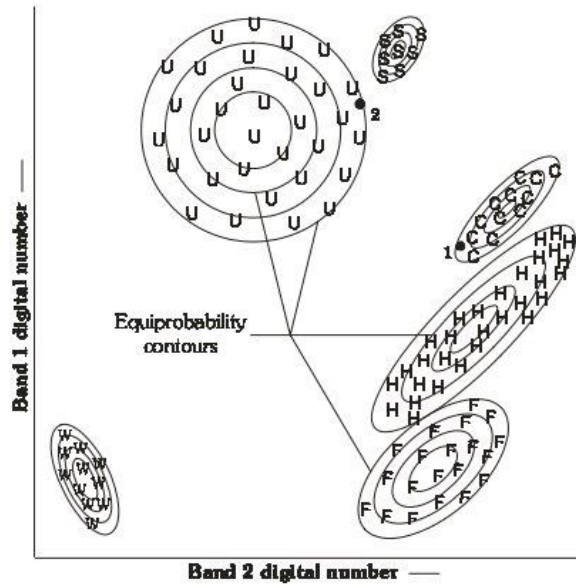


Figura 64: Schema di funzionamento dell'algoritmo Maximum Likelihood (Lillesand, 2001)

Random Forest

L'algoritmo "Random Forest" (Tin Kam Ho, 1998) esegue l'apprendimento parallelo su più alberi decisionali costruiti in modo casuale e addestrati su sottoinsiemi di dati diversi.

È un algoritmo non parametrico, basato sull'apprendimento automatico.

L'uso di questo algoritmo si articola in due fasi:

- Una fase di apprendimento, in cui l'algoritmo realizza un modello di classificazione dai dati di addestramento;
- Una fase di test in cui l'algoritmo applica il modello a tutti gli elementi dell'immagine.

Il numero ideale di alberi, che può arrivare fino a diverse centinaia o anche più, è un parametro importante ed è molto variabile in funzione del problema che viene posto (Liaw and Matthew, 2004).

In concreto, ogni albero della foresta casuale è addestrato su un sottoinsieme casuale di dati, secondo il principio del *bagging*, con un sottoinsieme casuale di caratteristiche variabili dei dati secondo il principio delle "proiezioni casuali".

Le previsioni vengono quindi mediate quando le variabili sono quantitative o utilizzati per una classificazione per dati qualitativi nel caso di alberi qualitativi.

L'algoritmo Random Forest (Figura 65) è noto per essere uno dei classificatori più efficienti ed è stato utilizzato in molte applicazioni anche al di fuori del telerilevamento.

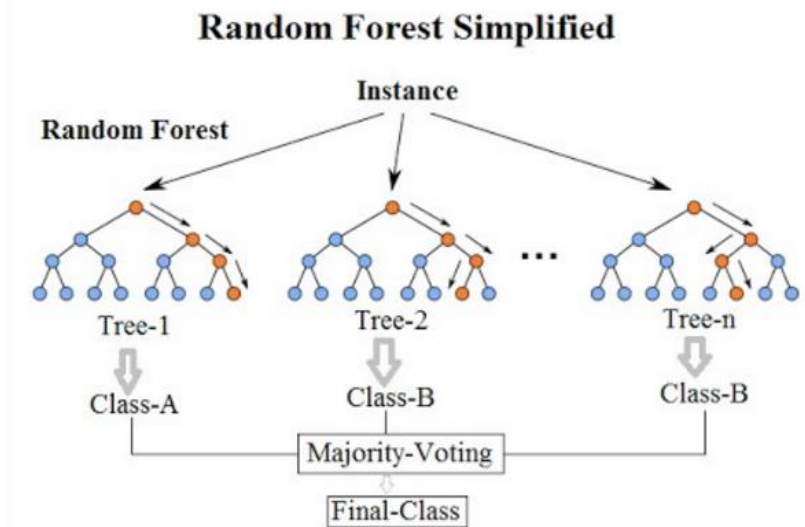


Figura 65: Principio di funzionamento del classificatore Random Forest

https://en.wikipedia.org/wiki/Random_forest#/media/File:Random_forest_diagram_complete.png

Gli algoritmi SVM

I *Support Vector Machines* (non parametrici) separano i dati in classi (Myburgh and Niekerk, 2013) a seguito di un addestramento in cui l'algoritmo identifica una linea o un piano in uno spazio virtuale che separano i dati di un set in gruppi specifici massimizzando i margini (le distanze tra i confini di separazione e i campioni più vicini) di ciascuna classe.

Dopo aver appreso le linee o i piani n dimensionali di classificazione (dove n è il numero delle incognite), il modello può quindi applicarle ai nuovi dati (Steinwart I.; Christmann A., 2008).

Gli esperti collocano SVM nella categoria dei "classificatori lineari": l'algoritmo è ideale per identificare classi semplici che separa da vettori chiamati iperpiani.

È anche possibile programmare l'algoritmo per dati non lineari (Figura 66) che non possono essere chiaramente separati da vettori.

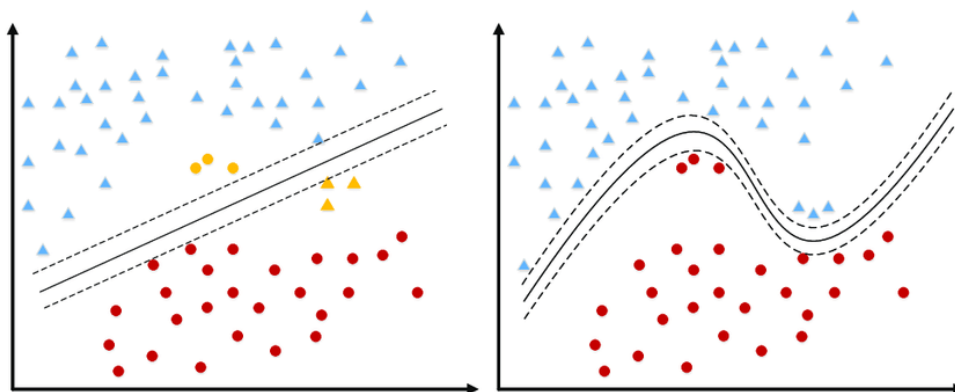


Figura 66: Classificazione tramite algoritmo SVM lineare (A) e non lineare (B)

https://www.mdpi.com/information/information-10-00150/article_deploy/html/images/information-10-00150-g012-550.jpg

Algoritmo albero decisionale

L'albero decisionale è uno strumento di classificazione e previsione non parametrico largamente utilizzato anche in funzione della relativa semplicità di uso (Ray, Patrick A.; Brown, 2015); un albero decisionale (Figura 67) è costituito da un nodo (radice), attraverso il quale vengono inseriti i dati e le domande via via successive condizionate le une dalle precedenti, che si ramifica in altre possibilità (nodi aggiuntivi) o risposte (nodi foglia) conferendo al grafico la forma ad albero (Brodley and Friedl, 1997).

È un processo interattivo di induzione di regole che porta a risultati giustificati laddove la connessione fra nodi comporta il calcolo di vari criteri in base all'algoritmo scelto; è probabilmente l'algoritmo più comunemente usato per la facilità di implementazione e comprensione rispetto ad altri algoritmi di classificazione. L'albero decisionale sta alla base del *random forest*, ha il difetto di essere meno accurato, ma ha il grande pregio di restituire un output grafico estremamente comprensibile.

Può essere implementato in serie o in parallelo, a seconda del volume dei dati, dello spazio di memoria e delle dimensioni del database (Sharma et al., 2013).

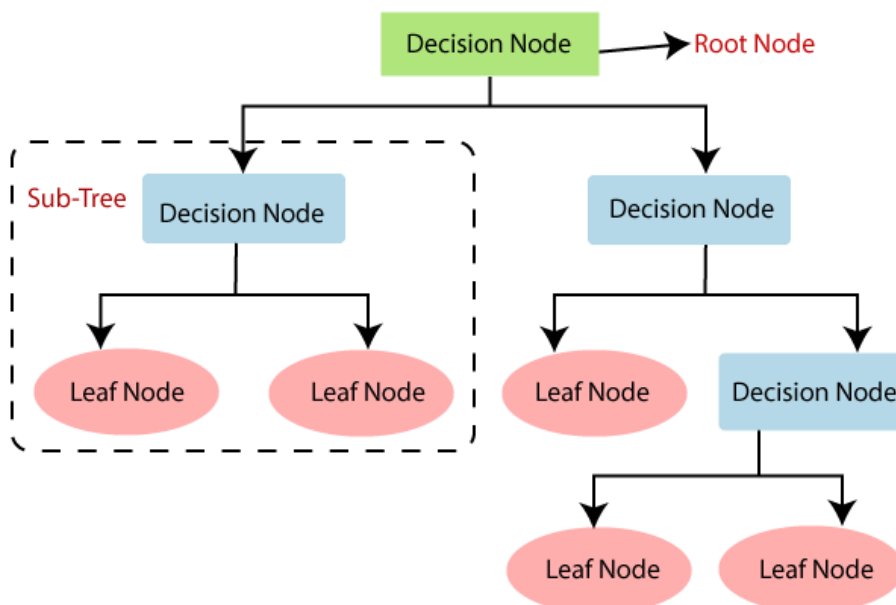


Figura 67: schema sintetico del funzionamento dell'algoritmo Albero decisionale

<https://k21academy.com/wp-content/uploads/2020/12/decision.png>

3. Risultati

3.1. Land Cover e Land Cover Change

Le combinazioni di dati satellitari

L'analisi di Land Cover nelle tre aree di studio (Kairouan, Le Khef e Siliana), così come precedentemente detto, è stata realizzata tramite analisi multitemporale di indici di vegetazione derivati da immagini ottiche S-2 e di polarizzazioni derivanti da immagini radar S-1.

Il metodo adottato nel nostro caso si articola essenzialmente in tre fasi:

- a) preparazione degli indici di vegetazione e delle polarizzazioni,
- b) realizzazione di carte di land cover tramite algoritmi,
- c) validazione e confronto dei risultati ottenuti.

Per identificare la combinazione in grado di assicurare un maggior grado di precisione per la creazione di una mappa di uso del suolo sono stati selezionati tre algoritmi di classificazione, molto utilizzati e citati in letteratura (Chirici et al., 2016) (Talukdar et al., 2020) come molto performanti ovvero quelli di *Nearest Neighbour* (K-NN), *Maximum Likelihood* (ML) e *Random Forest* (RF).

Per ciascuna classificazione, il 70% dei rilievi disponibili sono stati utilizzati per il training dell'algoritmo mentre il restante 30% è servito per la validazione dei risultati.

Per ogni set di immagini multibanda (*stack*) da analizzare sono state realizzate diverse combinazioni multitemporali degli indici di vegetazione selezionati (NDVI, EVI, NDRE) e, successivamente, sono state eseguite classificazioni con i vari algoritmi, tenendo immutate le ROI impegnate per poter quindi identificare la combinazione in grado di fornire la migliore classificazione ed analizzando le singole classi individualmente (Figura 70).

Per la creazione degli stack si è proceduto come segue:

- 1) ritaglio delle immagini acquisite in funzione della zona di indagine;
- 2) per le immagini S-2 creazione di una immagine per ogni mese dell'annualità agronomica (settembre – agosto) : analisi delle immagini acquisite nel mese e selezione del frame con minore copertura nuvolosa. Le eventuali zone coperte da nuvole sono state sostituite con analoga porzione di territorio relativa ad un'altra immagine acquisita nello stesso mese;
- 3) identificazione dell'immagine S-1 con data di acquisizione più prossima all'immagine S-2 presa in considerazione;
- 4) mascheratura delle immagini (sia S-1 che S-2) tramite strati derivati da cartografia fornita dall'INAT, integrata con layer vettoriali OpenStreetMap, in modo da eliminare zone urbane ed a permanente copertura di acqua quali fiumi e laghi;

- 5) calcolo degli indici di vegetazione ed del rapporto fra polarizzazioni (VH/VV);
- 6) allineamento dei rapporti di polarizzazione con gli indici di vegetazione tramite la funzione di QGIS “Allinea raster”;
- 7) creazione di più combinazioni di stack annuali (annualità agronomica) ognuno dei quali composto da una serie di indici di vegetazione e rapporti di polarizzazione.

Gli stack così creati sono stati caricati nell’estensione SCP di QGIS come singoli “band set”.

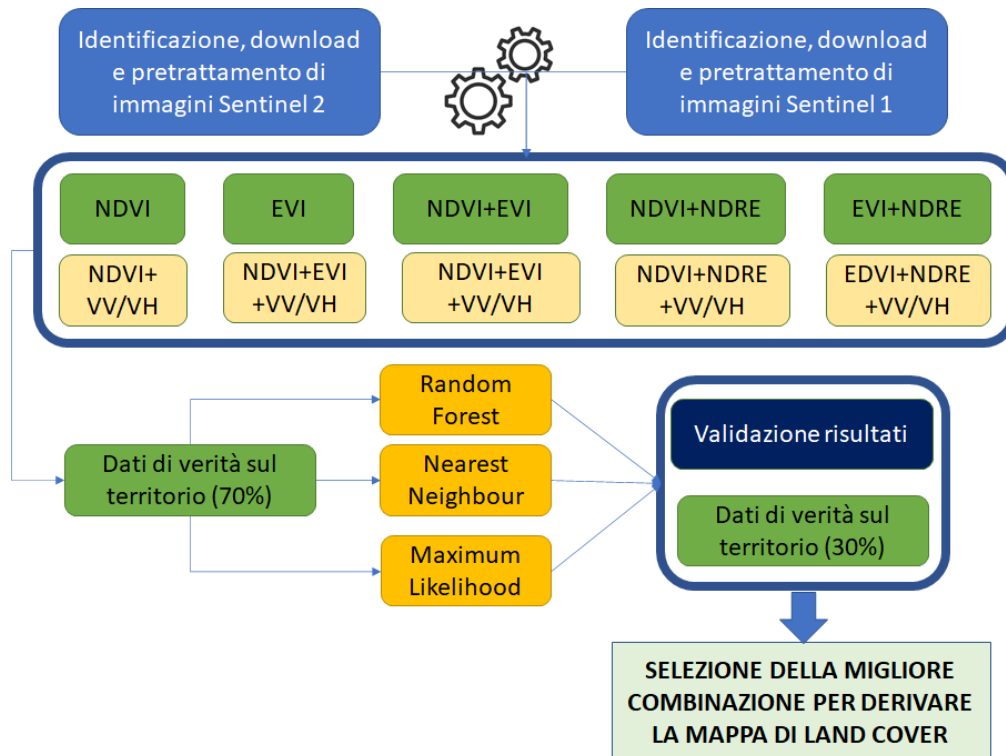


Figura 68: dettaglio sul flusso delle operazioni realizzate nel presente lavoro

La classificazione tramite SCP

Per realizzare le classificazioni, le ROI relative ai dati raccolti sul territorio (esportate in formato vettoriale poligonale) devono contenere informazioni su *Macroclassi* e, al loro interno, *Classi* di maggior dettaglio configurati secondo i criteri descritti in Tabella 3.

Vista la forte eterogeneità delle zone analizzate e che non è stato possibile, a causa delle limitazioni dovute alla situazione sanitaria locale, raccogliere un quantitativo sufficiente di dati sul territorio, l’analisi di Land Cover si è limitata alle sole Macroclassi.

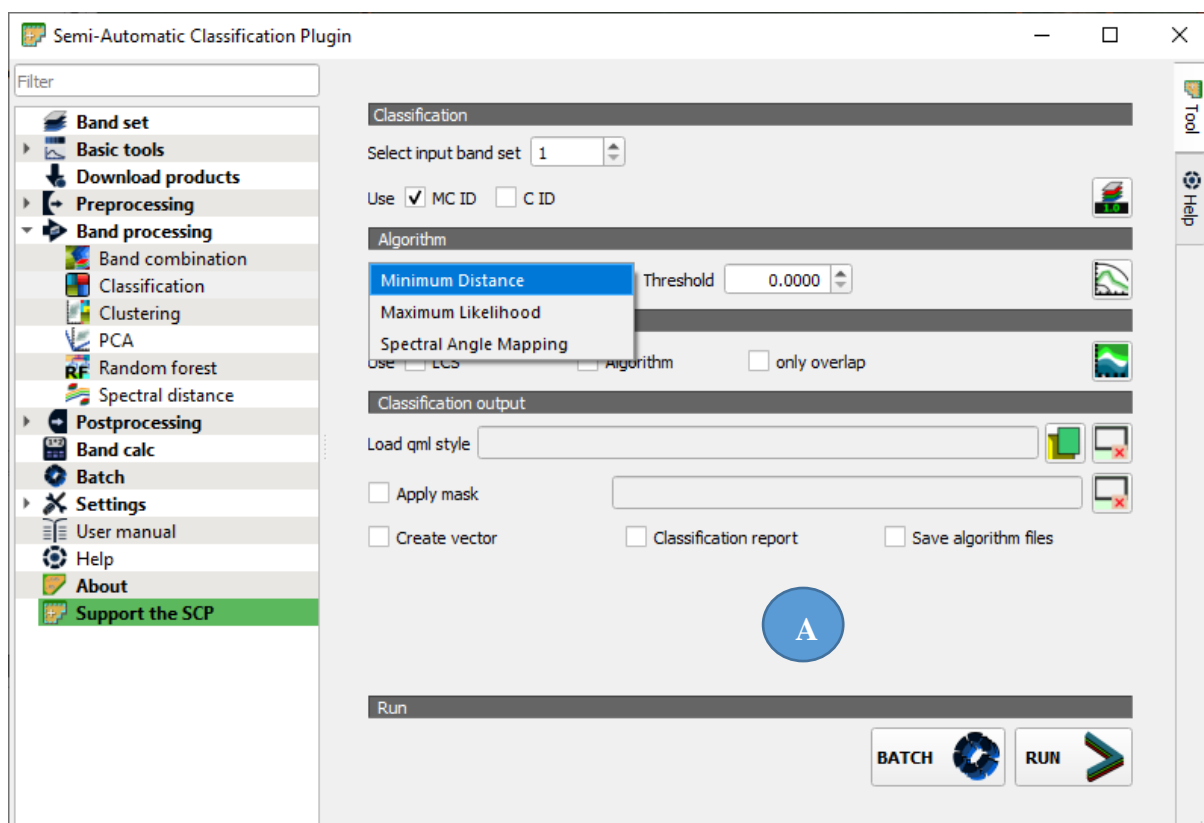
A supporto di questa scelta va evidenziato come sia stata riscontrata, durante la procedura di raccolta dati, una forte difficoltà da parte degli agricoltori locali a rispondere, per quanto riguarda le attività realizzate nelle annualità precedenti, a domande che andassero oltre la semplice tipologia di coltura. Il dato relativo alle Macroclassi è stato quindi ritenuto il solo completamente affidabile per realizzare le analisi di uso del suolo.

Descrizione	Nome	Tipo di dato
ID della macroclasse	MC_ID	Numero Intero
Nome della macroclasse	MC_info	Stringa Testuale
ID della classe	C_ID	Numero Intero
Nome della classe	C_info	Stringa Testuale

Tabella 3: struttura della tabella delle ROI per uso in SCP

Le ROI relative ai rilievi in campo sono state editate in maniera automatica all'interno di QGIS, tramite inserimento di formule nella funzione "Calcolatore di campo" in modo che la tabella soddisfacesse i requisiti richiesti dal plugin SCP.

Per procedere alla classificazione delle varie combinazioni di immagini è stata utilizzata l'estensione SCP di QGIS applicando gli algoritmi precedentemente citati (Figure 69A e B) per valutarne la differente accuratezza nelle diverse classi e zone di studio.



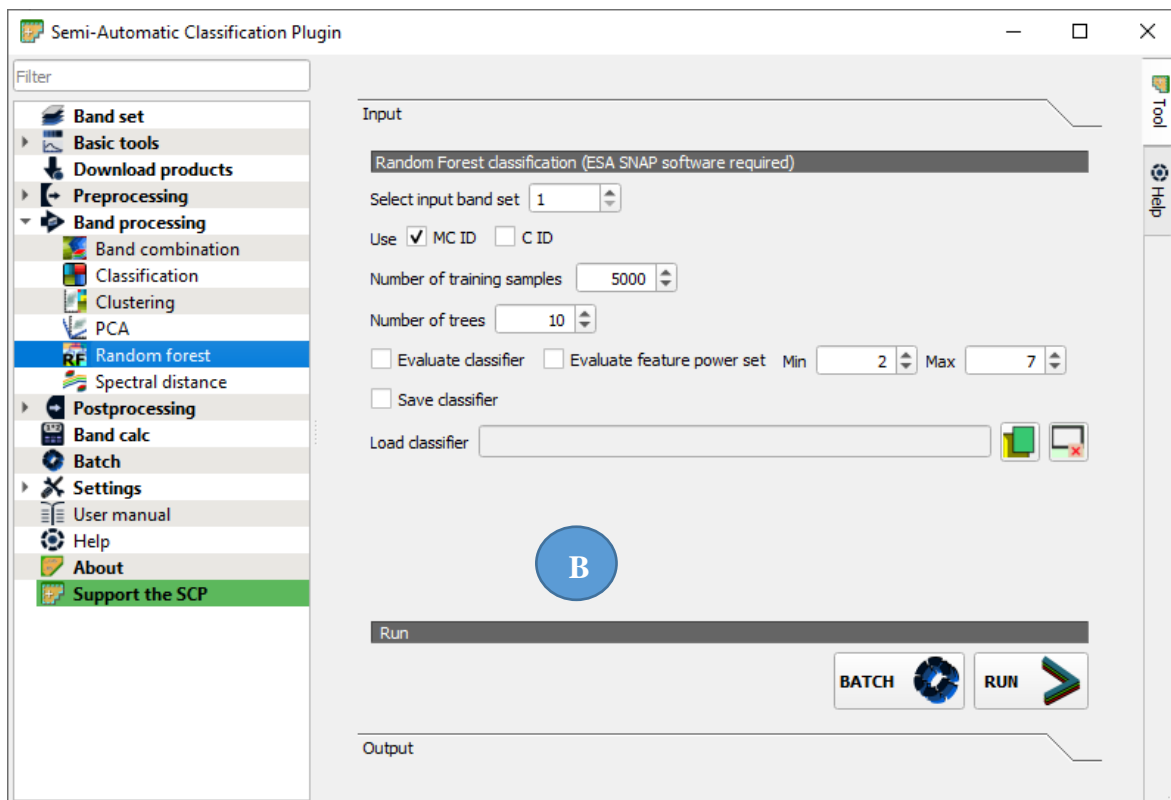


Figura 69: interfaccia di SCP per la classificazione supervised con algoritmi

Gli strumenti presenti in SCP permettono di realizzare una classificazione supervisionata di immagini telerilevate, fornendo procedure per il loro caricamento, preelaborazione e post elaborazione attraverso molteplici funzionalità attraverso una interfaccia user friendly.

Alle classificazioni così ottenute, lasciando inalterate le impostazioni proposte dall'estensione, è stato applicato, attraverso la funzione dedicata in SCP, un filtro passa basso (*sieve*) in modo da eliminare i gruppi di pixel contigui inferiori alle 3 unità che sono stati considerati come “rumore” e quindi automaticamente accorpati al gruppo contiguo di maggior estensione.

Una prima rapida valutazione della qualità delle combinazione/i tra dati ottici e SAR è stata effettuata utilizzando la funzione “Accuracy Assessment” (figura 70) di SCP inserendo layer di riferimento (*reference vector*) un sottoinsieme randomico pari al 20% delle ROI.

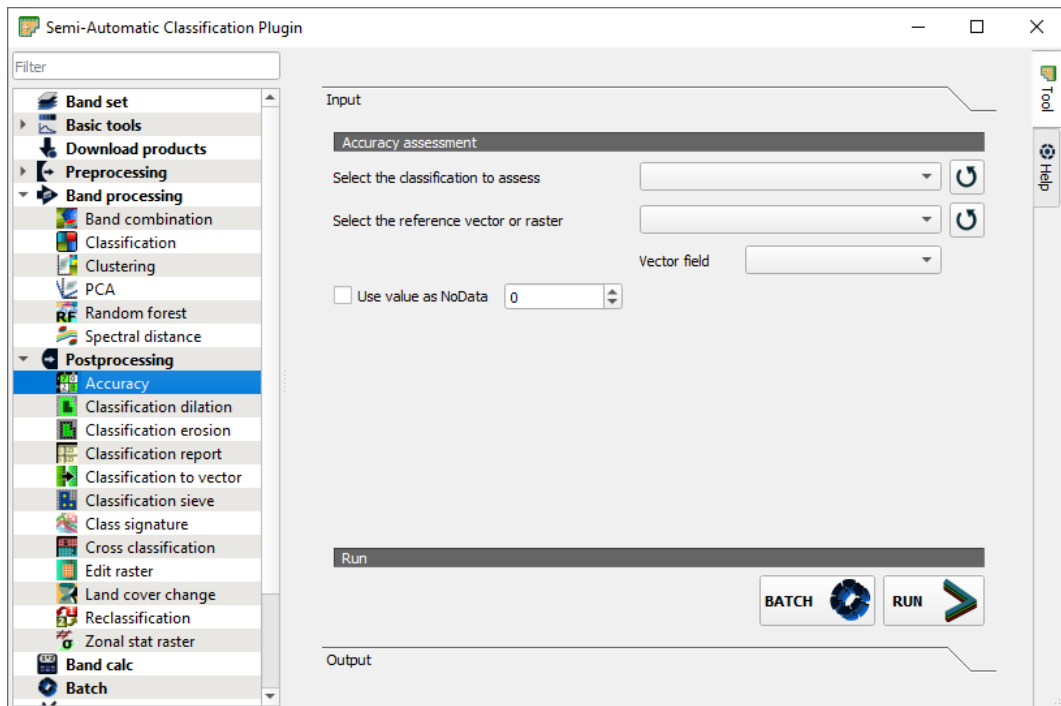


Figura 70: funzione Accuracy Assessment di SCP

Validazione della Classificazioni

Tutte le classificazioni sono state analizzate sia visivamente, statisticamente e validate attraverso la funzione presente nel plugin SCP al fine di identificarne il livello di accuratezza. Di seguito verranno dettagliati i risultati per singola zona di indagine e la valutazione delle classificazioni di uso del suolo, effettuata sulla base della matrice di confusione (Story and Congalton, 1986) e dell'indice kappa (Congalton, 1991), valutando se, come ed in che misura i dati derivanti da immagini SAR abbiano contribuito e migliorare le classificazioni realizzate con combinazioni di indici di vegetazione ottenuti da dati ottici.

La convalida dei risultati è stata dunque ottenuta confrontando i dati classificati con le verità a terra (Baghdadi N. et Zribi M., 2016) che, come precedentemente detto, rappresentavano il 30% dei rilievi per ogni macroclasse mentre il 70% è stato usato per realizzare le classificazioni.

Si tratta di un passaggio importante del processo, perché consente di garantire la performance dei risultati ottenuti e quindi la significatività delle analisi.

Nella matrice di confusione (Tabella 4), l'accuratezza della classificazione complessiva è il rapporto tra il numero totale di pixel classificati correttamente e il numero totale di pixel dove Xii sono i pixel correttamente classificati.

		Verità a terra				Totale
		Classe 1	Classe 2	...	Classe n	
Classificazione	Classe 1	$X_{1,1}$	$X_{1,2}$...	$X_{1,n}$	$N = \sum_i^n X_{1i}$
	Classe 2	$X_{2,1}$	$X_{2,2}$...	$X_{2,n}$	$N = \sum_i^n X_{2i}$

	Classe n	$X_{n,1}$	$X_{n,2}$...	$X_{n,n}$	$N = \sum_i^n X_{ni}$
	Totale	$N = \sum_i^n X_{i1}$	$N = \sum_i^n X_{i2}$...	$N = \sum_i^n X_{in}$	

Tabella 4: struttura di una matrice di confusione

Per la validazione dei risultati della classificazione è stato utilizzato anche l'indice kappa (Tabella 5), indice statistico di concordanza variabile tra 0 e 1, basato anche esso sulla matrice di confusione, e che consente di stimare il tasso di concordanza tra due osservatori laddove 1 rappresenta il valore massimo di concordanza fra i dati classificati e la verità a terra (Clemente et al., 2020).

Indice Kappa	Qualità
0	Pessima
0-0.2	Bassa
0.21-0.4	Mediocre
0.41-0.6	Buona
0.61-0.8	Molto buona
> 0.81	Eccellente

Tabella 5: Qualità della classificazione in funzione dell'indice K (Landis and Koch, 1977)

Nell'Allegato 4 della presente tesi si riportano, per singola area di studio, le matrici di confusione di tutte le combinazioni di bande che hanno dato risultati apprezzabili mentre di seguito si analizzerà in dettaglio solo il migliore risultato per ogni algoritmo utilizzato.

Definizione per analisi di Land Cover Change

Per effettuare le analisi di Land Cover Change nelle tre zone di studio si è utilizzata la funzione apposita di SCP (Figura 71). Poiché le classificazioni erano state precedentemente realizzate utilizzando ROI con omogenea nomenclatura delle classi (Macroclassi) l'estensione ha

agevolmente effettuato il confronto producendo per ogni analisi sia un dato raster che un layer testuale esportabile in formato csv per successive analisi statistiche.

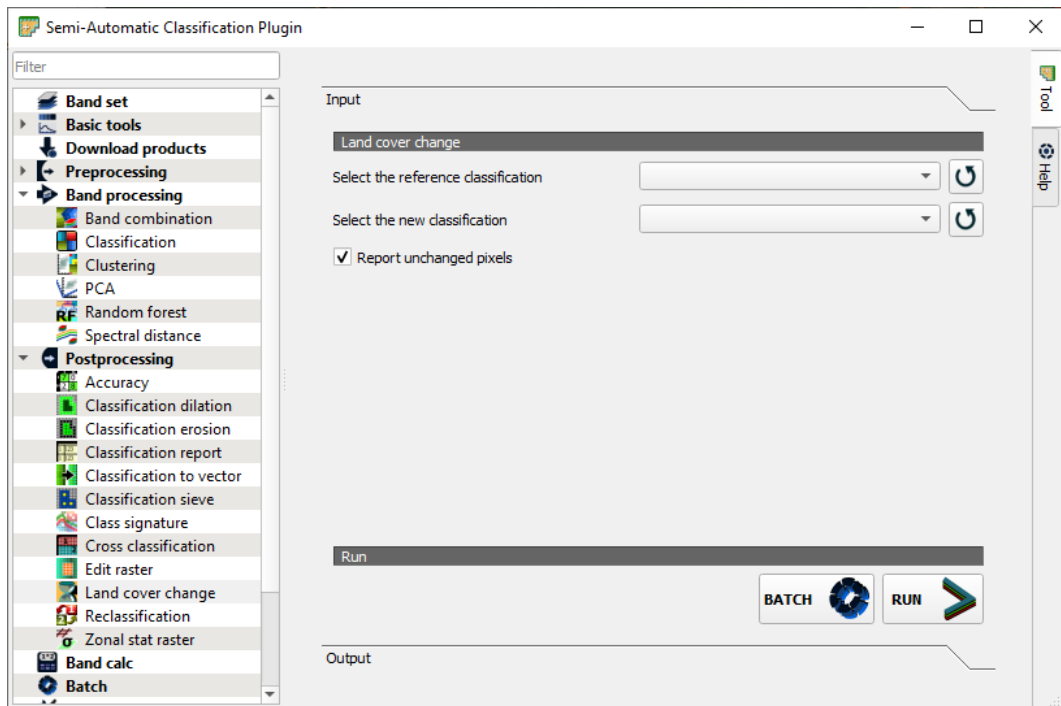


Figura 71: Interfaccia di SCP per eseguire identificazione di Land Cover Change

Classificazione della zona di Kairouan

Per Kairouan è stata realizzata una carta di Land Cover stagionale ovvero non basata su immagini acquisite in diversi periodi dell'anno ma solamente nel periodo estivo poiché i molteplici tentativi fatti di realizzare una carta annuale hanno prodotto, a prescindere dalle combinazioni di bande utilizzate, valori di precisione estremamente bassi e questo è dovuto probabilmente alla fortissima eterogeneità delle pratiche colture in essere nella zona nei vari periodi dell'anno. Vista la vasta superficie occupata da aree urbane e zone permanentemente o semipermanentemente occupate da efflorescenze saline (*Sebkah*) all'interno della zona di studio, queste sono state mascherate attraverso l'uso di layer vettoriali derivati da OpenStreetMap e successivamente validati in campo.

Per affinare le classificazioni ottenute in questa zona di studio sarebbe stato necessario acquisire ulteriori punti di verità a terra in più stagioni, attività che purtroppo non è stato possibile realizzare a causa delle limitazioni agli spostamenti dovuti alla locale situazione sanitaria.

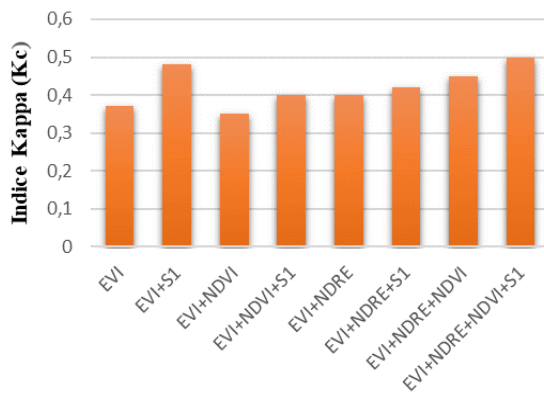
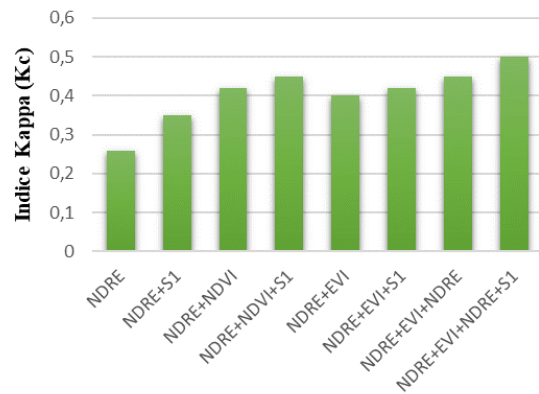
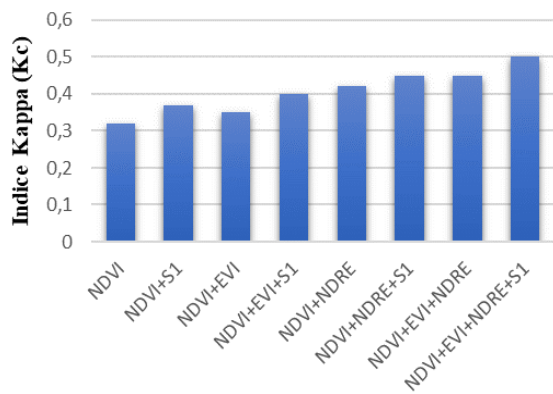
Dopo aver esaminato i dati raccolti in campo, sono state definite ed esaminate quattro classi di copertura del suolo (Olivicoltura, Colture Orticole Estiva, Arboricoltura, Suolo non coltivato) per produrre carte tematiche usando gli algoritmi di K-NN, RF e SVM.

Algoritmo K-NN

I risultati confermano anche in questo caso quanto precedentemente rilevato applicando l'algoritmo RF ma con valori di precisione sensibilmente più bassi ed in linea con quanto ottenuto con SVM.

La combinazione migliore risulta NDVI+EVI+NDRE+VH/VV ma la accuratezza globale della classificazione risulta del 65% con un K di 0,5.

Analizzando i singoli indici ottici in composizione banda singola (Figura 72), i migliori risultati si riscontrano con l'EVI che, se usato in combinazione con il rapporto fra le polarizzazioni raggiunge un indice K di valore quasi analogo alla combinazione NDVI+EVI+NDRE+VH/VV (Figura 73) mentre l'indice NDRE risulta il meno performante se usato da solo. La matrice di confusione generata dal processo K-NN (Tabella 6) per quantificare l'affidabilità dei risultati ottenuti, evidenzia una precisione oscillante fra il 61,77% ed il 69,28% per la classi vegetate con errori di oltre il 15% fra colture orticole e suolo nudo oltre a quelli relativi ad Olivicoltura/Colture orticole che già erano state messe in risalto applicando i precedenti algoritmi



Analisi dei differenti valori di K (asse delle ordinate) applicando algoritmo **K-NN** alla varie combinazioni di bande su base NDVI (blu), EVI (arancio) ed NDRE (verde) sulla zone pilota di Kairouan per la stagione estiva del 2020

Il migliore risultato si ottiene con la combinazione **NDVI+EVI+NDRE+VH/VV** ottenendo una Accuratezza globale del **65%** ed un indice **K = 0,5**

Figura 72: risultati delle varie combinazioni con classificazione K-NN per Kairouan

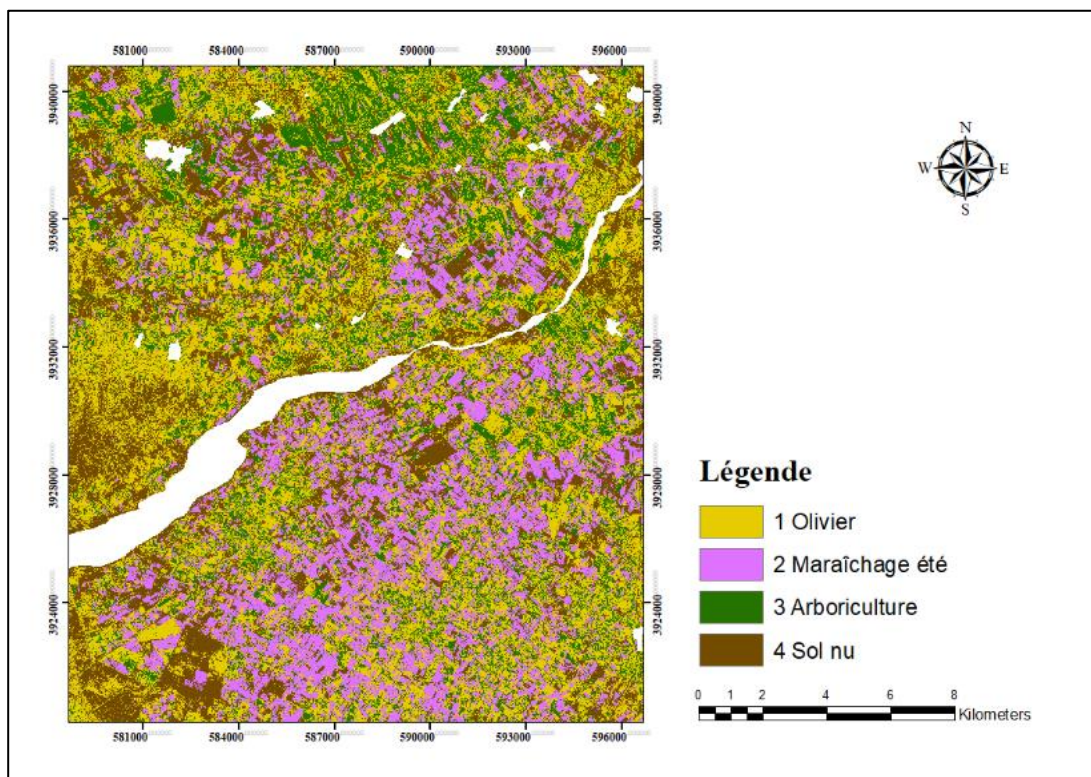


Figura 73: Carta di Land Cover (Kairouan, K-NN 2020)

		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	65.28	7.84	27.21	7.01
	Colture orticole	17.97	61.77	5.13	15.11
	Arboricoltura	24.30	0.07	69.28	6.34
	Suolo nudo	5.51	19.15	1.72	73.58
			Accuratezza globale : 65%		
			Indice Kappa : 0.5		

Tabella 6: Matrice di confusione per classificazione k-NN Kairouan 2020 (NDVI+EVI+NDRE+VH/VV)

Algoritmo Random Forest

Per la preparazione della carta stagionale dell'uso del suolo dell'area di Kairouan, sono state testate diverse combinazioni tra gli indici di vegetazione NDVI, EVI e NDRE con e senza il rapporto fra polarizzazioni S-1 (VH/VV, nei grafici seguenti indicato con la sigla S1) al fine di ottenere la migliore accuratezza globale (*Overall Accuracy*) ed indice Kappa (K).

I risultati della classificazione per l'anno 2020 con il metodo Random Forest, applicato alle diverse combinazioni di indici di vegetazione e rapporti di polarizzazione di Sentinel-1, sono presentati in Figura 74. Fra tutte le combinazioni, il valore più alto dell'indice K risulta essere quello della combinazione NDVI+EVI+NDRE+VH/VV che risulta pari a 0,67 (Figura 75).

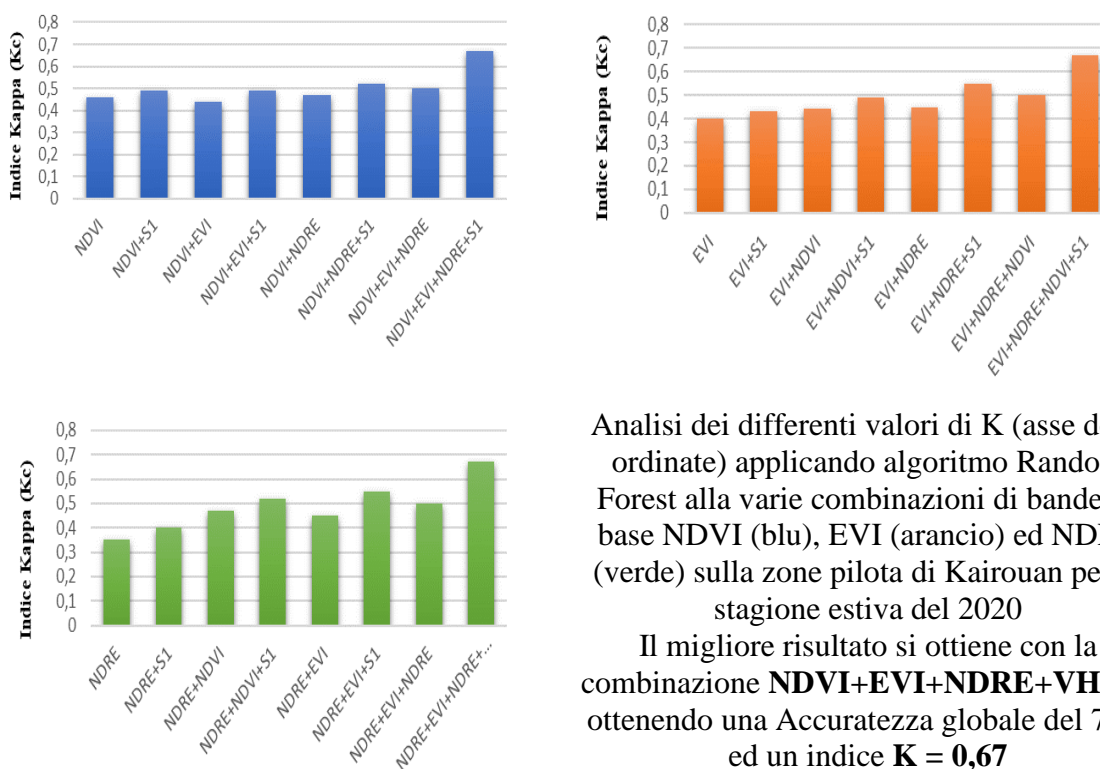


Figura 74: risultati delle varie combinazioni con classificazione RF per Kairouan

Analizzando i singoli grafici si può vedere come l'aggiunta del rapporto delle polarizzazioni aumenti sempre l'accuratezza globale delle classificazioni derivate a prescindere dalle combinazioni di indici che si consideri. In particolare, se viene aggiunto alla combinazione di NDVI+EVI+NDRE, l'indice K migliora di oltre il 30% passando da 0,5 a 0,67 confermando quanto espresso in letteratura (Chakhar et al., 2021). Così come evidenziato in Tabella 7, l'algoritmo permette una ottima distinzione fra le varie classi eccezion fatta per una certa confusione fra Arboricoltura ed Olivicoltura (18%) che è causato sia dal portamento simile, per alcune colture arboree, sia per il fatto che alcuni campi presentano l'olivo con interculture arboree e quindi difficilmente separabili. Il fatto che il parametro VH/VV sia particolarmente sensibile alla dimensione in altezza delle colture, trova conferma nell'aumento della precisione nel distinguere colture orticole (83,35%) da quelle arboree e, a maggior ragione, dal suolo senza colture in essere (87,82%). Laddove si usino esclusivamente gli indici ottici, la combinazione risulta quella di NDVI+EVI+NDRE che conferma l'importanza dei canali dedicati Red Edge di Sentinel-2 per lo studio della vegetazione.

		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	70.46	4.27	18.62	6.63
	Colture orticole	6.80	83.35	0.17	9.66
	Arboricoltura	18.67	0	81.25	0.07
	Suolo nudo	4.96	4.93	2.26	87.82
		Accuratezza globale : 78 %			
		Indice Kappa : 0.67			

Tabella 7: Matrice di confusione per classificazione RF Kairouan 2020 (NDVI+EVI+NDRE+VH/VV)

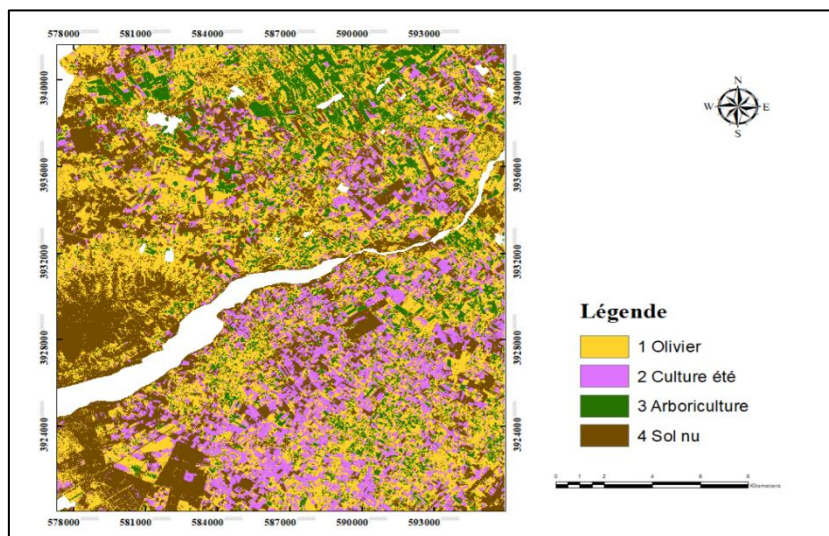


Figura 75: Carta di Land Cover (Kairouan, RF 2020)

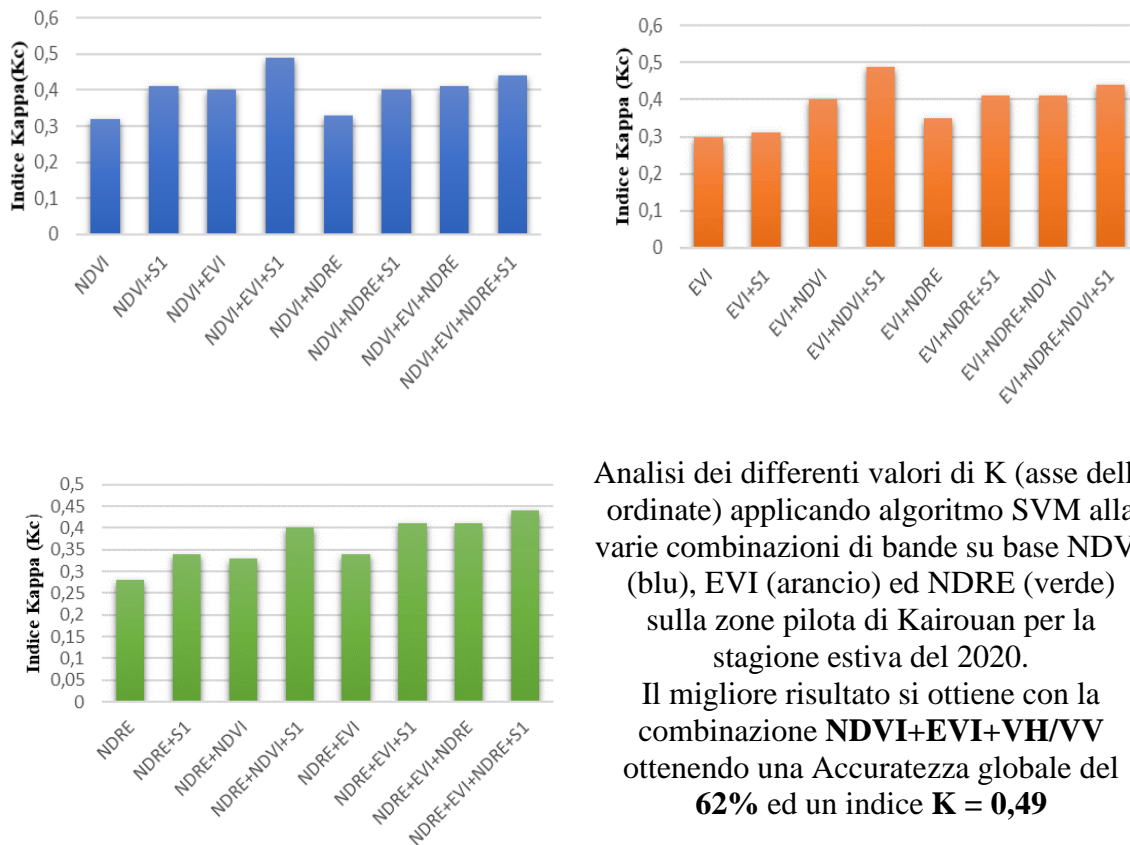
Algoritmo SVM

La Figura 76 mostra le diverse combinazioni di immagini radar e ottiche utilizzate per la classificazione della copertura del suolo nell'area di Kairouan con il metodo SVM.

La combinazione con il maggior valore di K, pari a 0,49, è risultata quella con la combinazione NDVI+EVI+VH/VV (Figura 77) anche se la precisione generale (62%) risulta ben inferiore a quanto precedentemente ottenuto con l'algoritmo di classificazione Random Forest.

L'aggiunta del rapporto di polarizzazione VH/VV migliora tutte le classificazioni, specialmente se associato all'indice NDVI.

L'analisi della tabella 8 evidenzia come l'algoritmo SVM riesca ad identificare bene i suoli non coltivati mentre commetta errori molto importanti per quanto riguarda l'Arboricoltura dove oltre la metà dei pixel classificati come tali (55,23%) per corrispondendo invece ad olivicoltura così come succede, in minor misura (23,04%) per le colture orticole.



Analisi dei differenti valori di K (asse delle ordinate) applicando algoritmo SVM alla varie combinazioni di bande su base NDVI (blu), EVI (arancio) ed NDRE (verde) sulla zone pilota di Kairouan per la stagione estiva del 2020.

Il migliore risultato si ottiene con la combinazione **NDVI+EVI+VH/VV** ottenendo una Accuratezza globale del **62%** ed un indice **K = 0,49**

Figura 76: risultati delle varie combinazioni con classificazione SVM per Kairouan

		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	69.82	6.97	7.52	15.67
	Colture orticole	23.04	47.58	15.55	13.81
	Arboricoltura	55.23	0.42	35.28	9.05
	Suolo nudo	6.80	8.53	2.98	81.67
			Accuratezza globale : 62%		
			Indice Kappa : 0.49		

Tabella 8: Matrice di confusione per classificazione SVM Kairouan 2020 (NDVI+EVI+VH/VV)

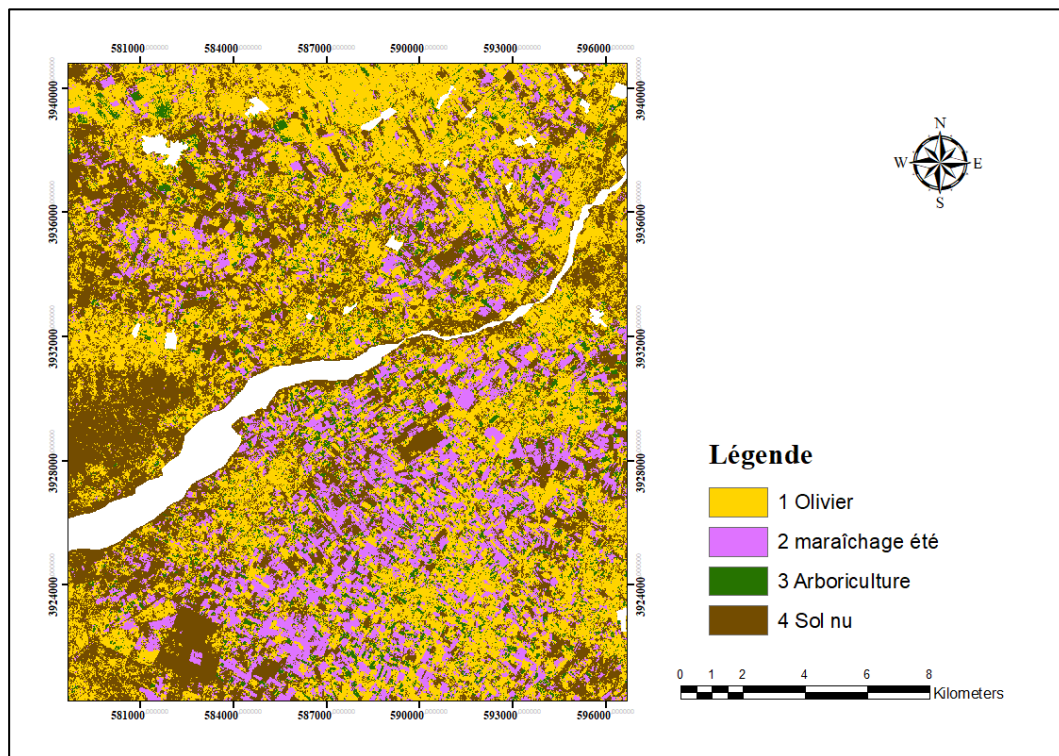


Figura 77: Carta di Land Cover (Kairouan, SVM 2020)

Cambiamento di uso del suolo

Confrontando le carte di uso del suolo ottenute con la combinazione di indici/algoritmo con la migliore precisione, sono state prodotte carte di Land Cover Change fra il 2020, il 2019 ed il 2018. L'elevata frammentazione del territorio analizzato, insieme alle difficoltà dell'algoritmo nel distinguere arboricoltura ed olivicoltura (Figura 78) non ha permesso di individuare chiaramente ampie zone contigue di cambio di uso del suolo che invece si verifica in maniera eterogenea e spesso a livello di singolo campo

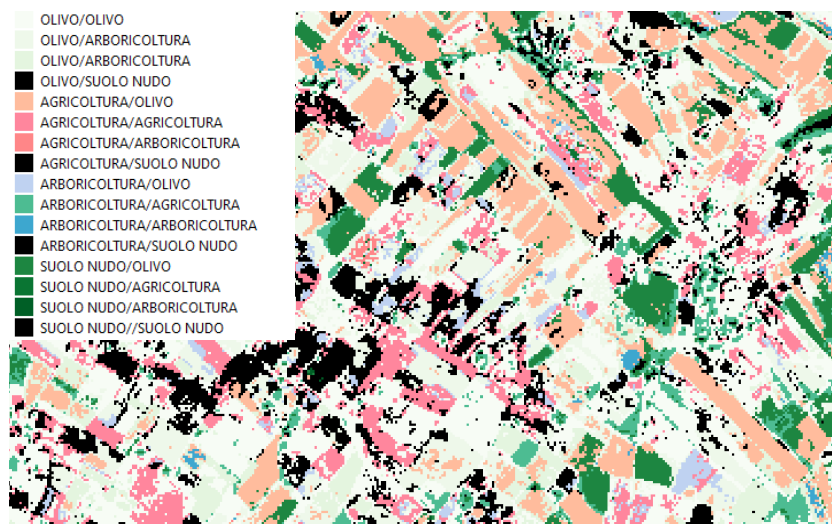


Figura 78: estratto di mappa di Land Cover Change della zona di Khairouan

Le statistiche generali per classi di occupazione di suolo nell'area di Kairouan (Figura 79) indicano infatti una riduzione fra il 2020 ed il 2019 dell'olivicoltura, mentre si riscontra un aumento dell'arboricoltura, evento molto probabilmente da imputare alle difficoltà da parte dell'algoritmo di identificare correttamente e distinguere le due classi fra di loro.

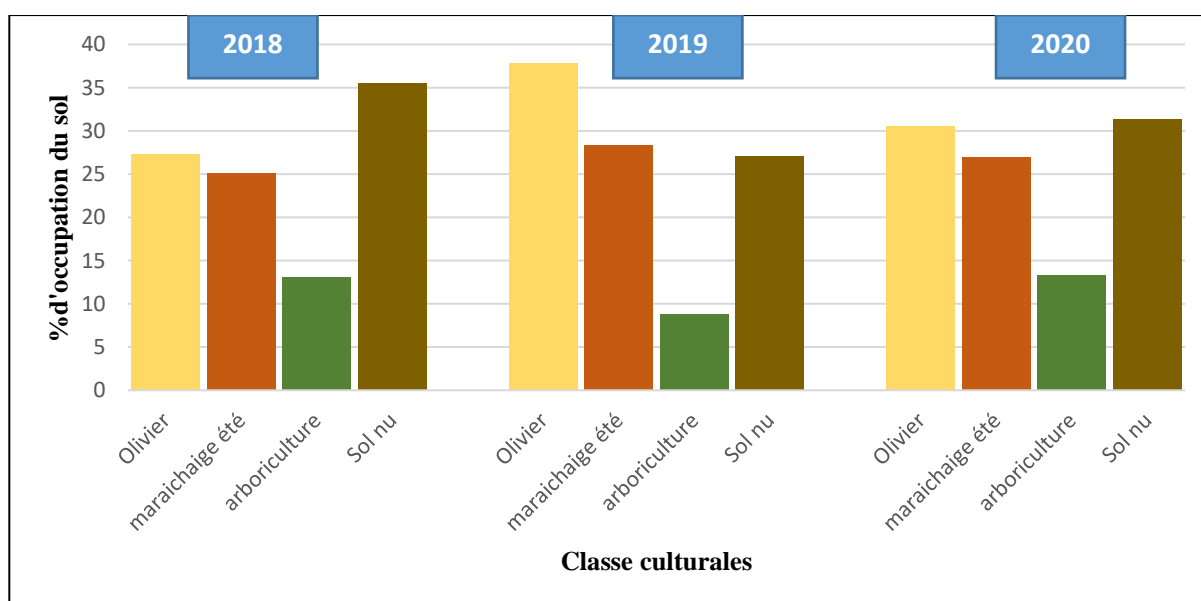


Figura 79: Distribuzione delle classi di Land Use nella zona di Kairouan (algoritmo RF)

Classificazione della zona di Le Khef

La tipologia di coltura della zona di Le Khef differisce in modo significativo da quella di Kairouan poiché presenta una maggior copertura di zone boschive e macchia mediterranea mentre l'agricoltura è quasi esclusivamente di tipo cerealicola.

A seguito di queste considerazioni, ed ai rilievi condotti sul territorio sono state identificate cinque classi di Land Cover: Arboricoltura, Macchia, Cerealicoltura, Foresta e Suolo nudo.

Gli indici di vegetazione sono stati analizzati singolarmente e a coppie con o senza integrazione con il rapporto delle polarizzazioni; a differenza però delle analisi svolte per la zona di Kairouan, in questo caso sono state usate composizioni multitemporali combinate di vari indici per sfruttare la decisa variazioni di stagionalità delle classi identificate.

Per l'annualità agricola settembre 2020-agosto 2021 la precisione della carta di Land Cover è stata migliore rispetto a quanto ottenuto per Kairouan anche a causa della ridotta diversità di colture orticole e della non dominanza dell'olivicoltura rispetto ad altre forme di arboricoltura.

Algoritmo K-NN

L'algoritmo K-NN applicato alla zona di Le Khef ha dato buoni risultati (Figura 80) anche se inferiori al Random Forest analogamente a quanto riscontrato per Kairouan.

In particolare la combinazione di indici che assicura la migliore precisione è stata quella di NDVI+NDRE+VH/VV (Accuratezza globale 89% ed indice $K=0,79$) ma con una capacità di distinguere le classi di suolo "macchia" inferiore del 10% rispetto a RF mentre è stato confermato, anche in questo caso, come l'integrazione del rapporto fra le polarizzazioni S-1 migliori sempre la qualità della classificazione.

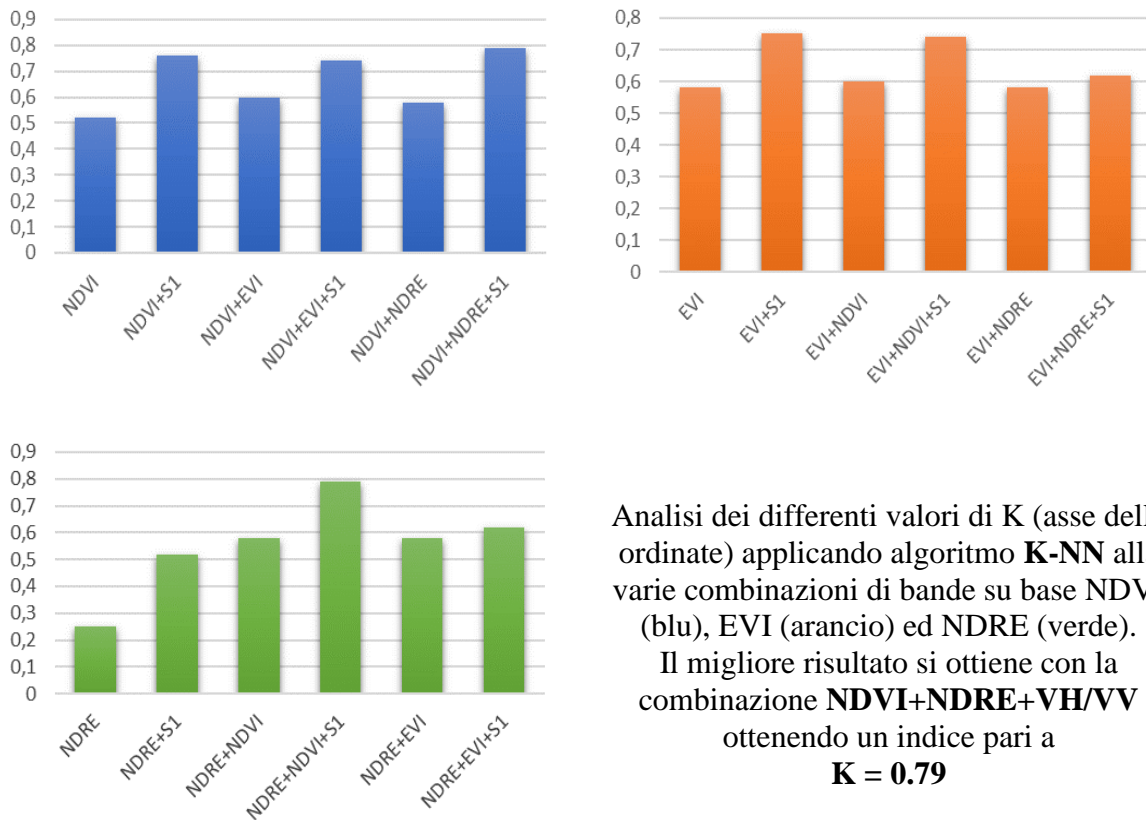


Figura 80: : risultati delle varie combinazioni con classificazione K-NN per Le Khef

La matrice di confusione di seguito riportata (Tabella 9) evidenzia come l’errore più elevato risieda nell’assegnare alla classe “Foresta” pixel che invece sono “Arboricoltura” (12,25%) oppure “Macchia” (11,52%) dovuto probabilmente alla presenza di giovani campi a coltivazioni arboree oppure a formazione di macchia alta (Figura 81).

La classificazione corretta della classe “Foresta” presenta invece un elevato grado di accuratezza (90,42%) pari a quanto ottenuto con l’algoritmo RF.

		Verità sul territorio				
		Arboricoltura	Macchia	Cereali	Foresta	Suolo nudo
Dati classificati	Arboricoltura	79.83	3.05	3.27	12.25	1.58
	Macchia	8.96	71.38	6.76	11.52	1.35
	Cereali	8.41	1.12	86.39	1.54	2.52
	Foresta	0.59	0.47	8.48	90.42	0.020
	Suolo nudo	3.75	3.46	4.62	1.15	86.99
					Accuratezza globale=89%	
					Indice Kappa=0.79	

Tabella 9: Matrice di confusione della classificazione del vicino più vicino (K-NN) mediante dati NDVI + NDRE + S1

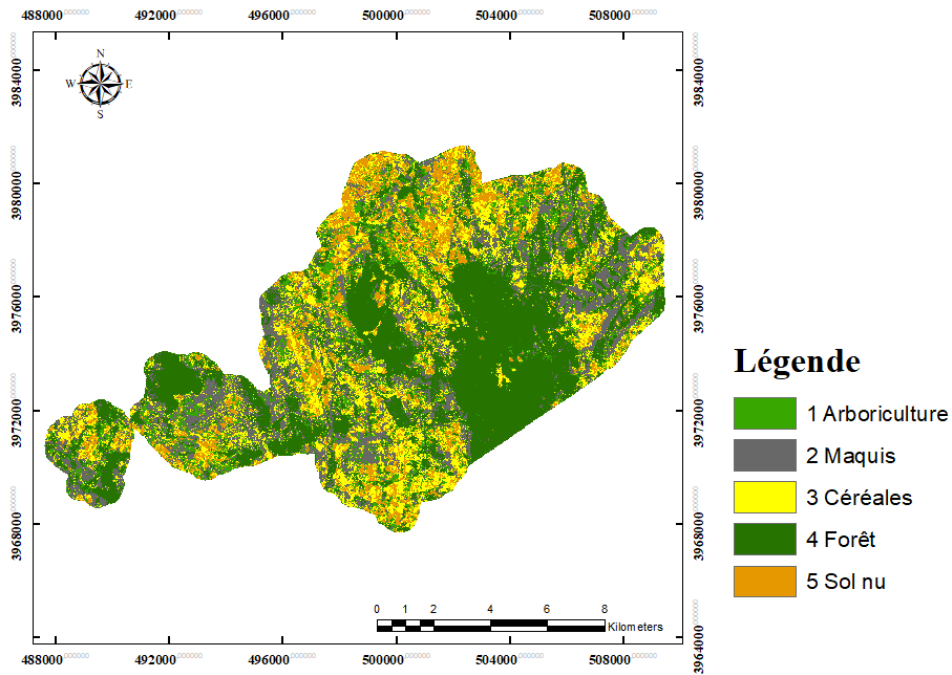
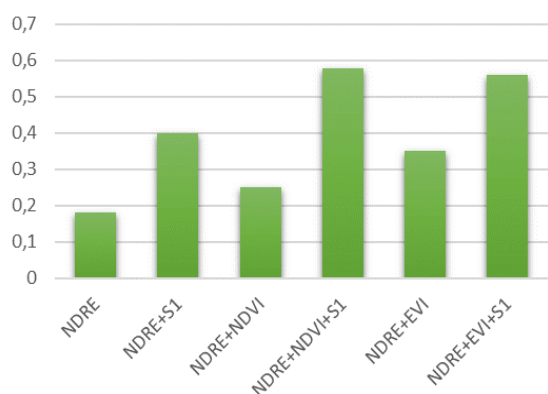
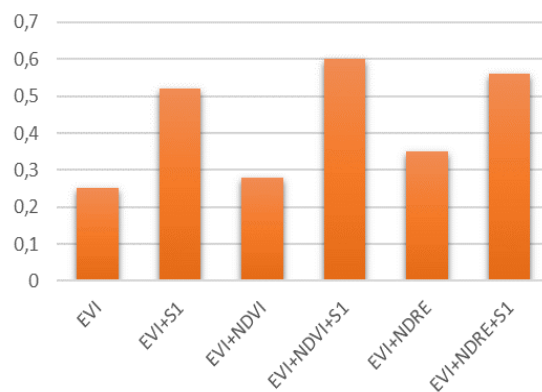
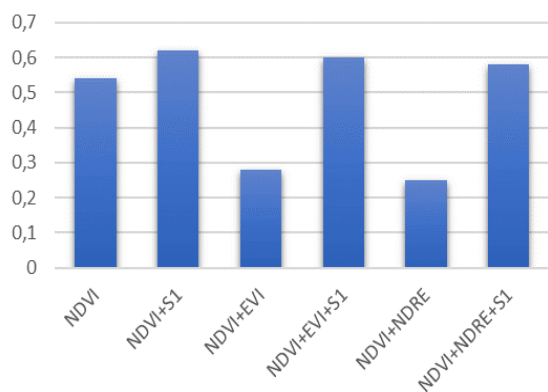


Figura 81: Carta di Land Cover (Le Khef, K-NN 2021)

Algoritmo Maximum Likelihood

All'interno della zona di studio di Le Khef, l'algoritmo ML ha prodotto carte di Land Cover con il valore più basso di precisione (NDVI+VH/VV pari al 75%) con presenza di errori importanti legati soprattutto alla corretta identificazione delle classi di Arboricoltura, Cerealicoltura e Suolo Nudo mentre è riuscito ad identificare in maniera perfetta la macchia mediterranea (99,67) e la foresta con lo stesso livello dei due algoritmi precedentemente applicati (90,15%).

L'algoritmo ML applicato alla zona di Le Khef è quello che ha maggiormente tratto beneficio dall'aggiunta della differenza di polarizzazione alle varie combinazioni di indici ottici; nel caso della combinazione EVI+NDVI, ad esempio, l'indice K è passato da 0,28 a 0,6 (Figura 82).



Analisi dei differenti valori di K (asse delle ordinate) applicando algoritmo Maximum Likelihood alla varie combinazioni di bande su base NDVI (blu), EVI (arancio) ed NDRE (verde).

Il migliore risultato si ottiene con la combinazione **NDVI+VH/VV** ottenendo un indice pari a **K = 0.61**

Figura 82: risultati delle varie combinazioni con classificazione ML per Le Khef

La Tabella 10 conferma la grande difficoltà da parte dell'algoritmo ML di identificare correttamente il suolo nudo (46,09%) e l'arboricoltura (55,17%) abbassando di conseguenza il valore di precisione generale e rendendolo probabilmente il meno adatto ad interpretare una analisi multitemporale, in questo ambiente, formata da dati ottici integrati con dati radar (Figura 83). In questo caso più del 20% della classe arboricola viene confusa con i cereali e più del 30% della classe del suolo nudo viene confusa con cereali e macchia

		Verità sul territorio				
		Arboricoltura	Macchia	Cereali	Foresta	Suolo nudo
Dati classificati	Arboricoltura	55.17	9.60	19.95	5.99	9.27
	Macchia	0.32	99.67	0	0	0
	Cereali	20.24	5.67	63.34	4.60	6.13
	Foresta	0.95	0.41	8.46	90.15	0.01
	Suolo nudo	20	18.04	12.43	3.41	46.09
					Accuratezza globale : 75%	
					Indice Kappa : 0.61	

Tabella 10: Matrice di confusione della classificazione ML mediante l'uso dei dati NDVI + S1

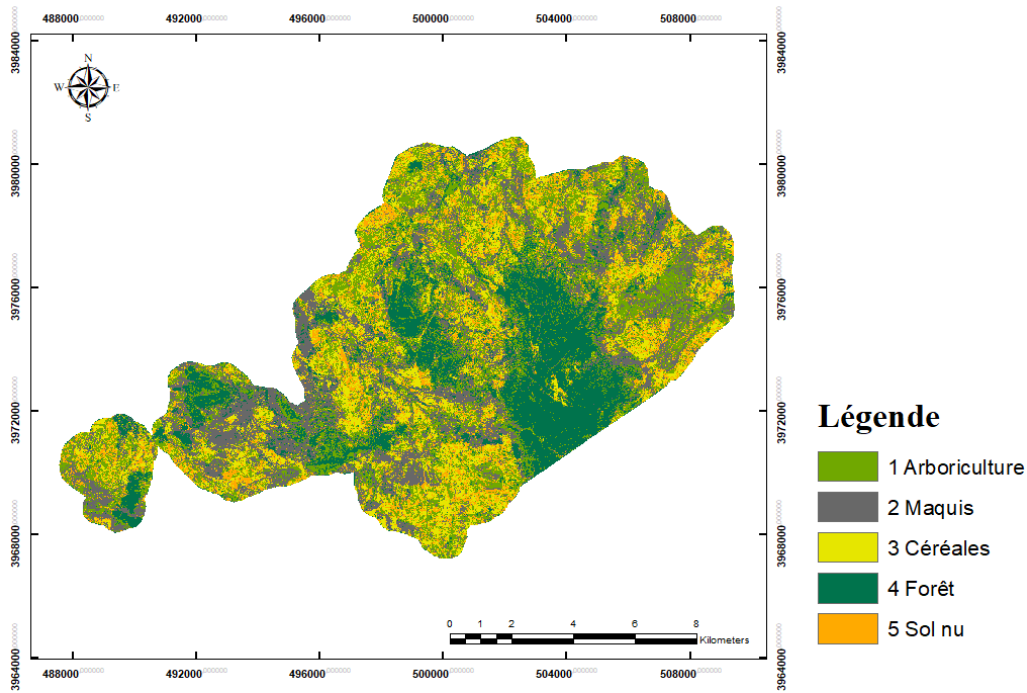


Figura 83: Carta di Land Cover (Le Khef, ML 2021)

Algoritmo Random Forest

Il miglior risultato di classificazione per la zona di Le Khef (Figura 84) è quello ottenuto dalla combinazione degli indici di vegetazione NDVI+EVI+VH/VV applicando l'algoritmo Random Forest con un'accuratezza complessiva del 92% e un indice Kappa di 0,86.

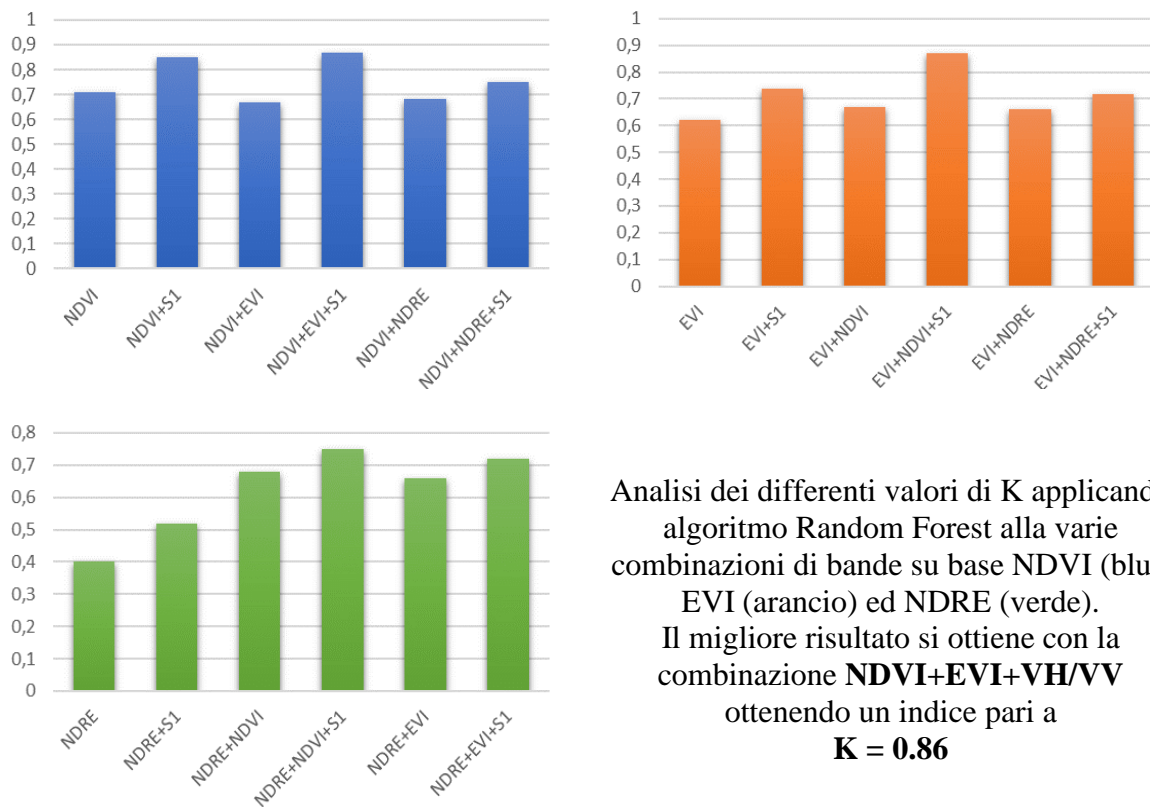


Figura 84: risultati delle varie combinazioni con classificazione RF per Le Khef

Analisi dei differenti valori di K applicando algoritmo Random Forest alla varie combinazioni di bande su base NDVI (blu), EVI (arancio) ed NDRE (verde). Il migliore risultato si ottiene con la combinazione **NDVI+EVI+VH/VV** ottenendo un indice pari a **K = 0.86**

Ancora una volta si evidenzia come l'aggiunta dei dati derivanti da immagini S-1 migliori sempre la classificazione a prescindere che si tratti di singolo indice ottico o combinazione di essi.

Per la classificazione basata solo sulla combinazione di immagini ottiche, infatti, più del 46% della classe arboricola è confusa con la foresta (Tabella 11), e ciò è dovuto alle forti somiglianze spettrali e tessiturali dell'arboricoltura associata alle foreste (Figura 85), oltre il 30% delle classi di macchia è confusa con foreste e arboricoltura, allo stesso modo per il suolo nudo più del 10% della classe del suolo nudo viene confuso con l'arboricoltura. Questi errori vengono drasticamente ridotti con l'aggiunta del rapporto fra le polarizzazioni VH/VV.

		Verità sul territorio				
		Arboricoltura	Macchia	Cerealicoltura	Foresta	Suolo nudo
Dati classificati	Arboricoltura	80.87	2.37	0.92	16.96	0.85
	Macchia	9.50	80.26	1.90	6.71	1.60
	Cerealicoltura	2.69	2.42	91.37	1.61	1.88
	Foresta	0.01	0.045	9.00	90.94	0
	Suolo nudo	0	2.46	3.69	0	93.84
				Accuratezza globale = 92%		
				Indice Kappa = 0.86		

Tabella 11: Matrice di confusione della classificazione con Random Forest con la combinazione NDVI+EVI+S1

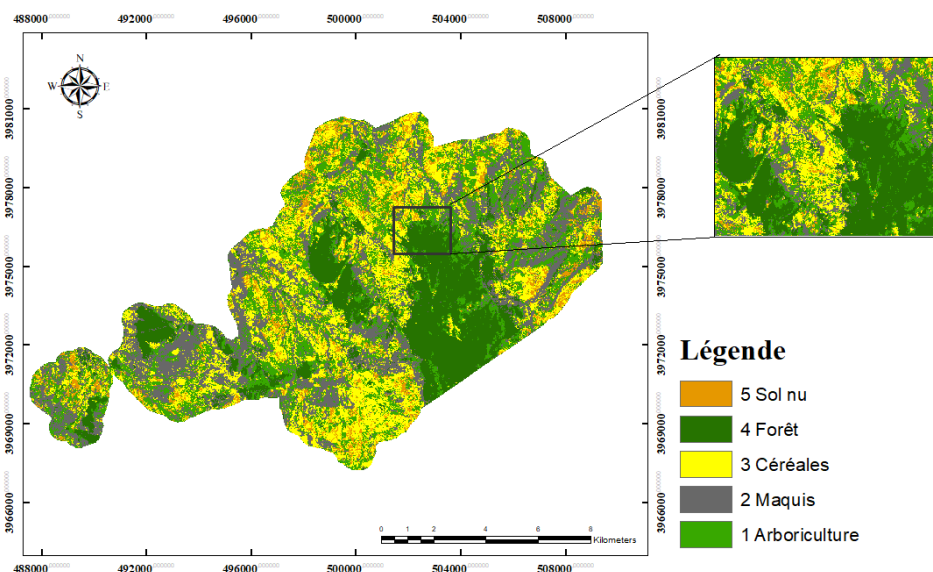


Figura 85: Carta di Land Cover (Le Khef, RF 2021)

Cambiamento di uso del suolo

Così come per Khairouan, carte di Land Cover Change sono state prodotte anche per Le Khef attraverso l'estensione SCP.

La limitazione dovuta al fermarsi alle macroclassi durante il rilievo non ha permesso di analizzare compiutamente i cambiamenti di uso del suolo.

Come mostrato in Figura 86, all'interno del periodo analizzato non sono state riscontrate sensibili variazioni con la classe Foresta che ricopre, con un valore prossimo al 60% del totale, un ruolo assolutamente maggioritario e con le altre classi ad occupare, con percentuali simili fra di loro, il resto del territorio.

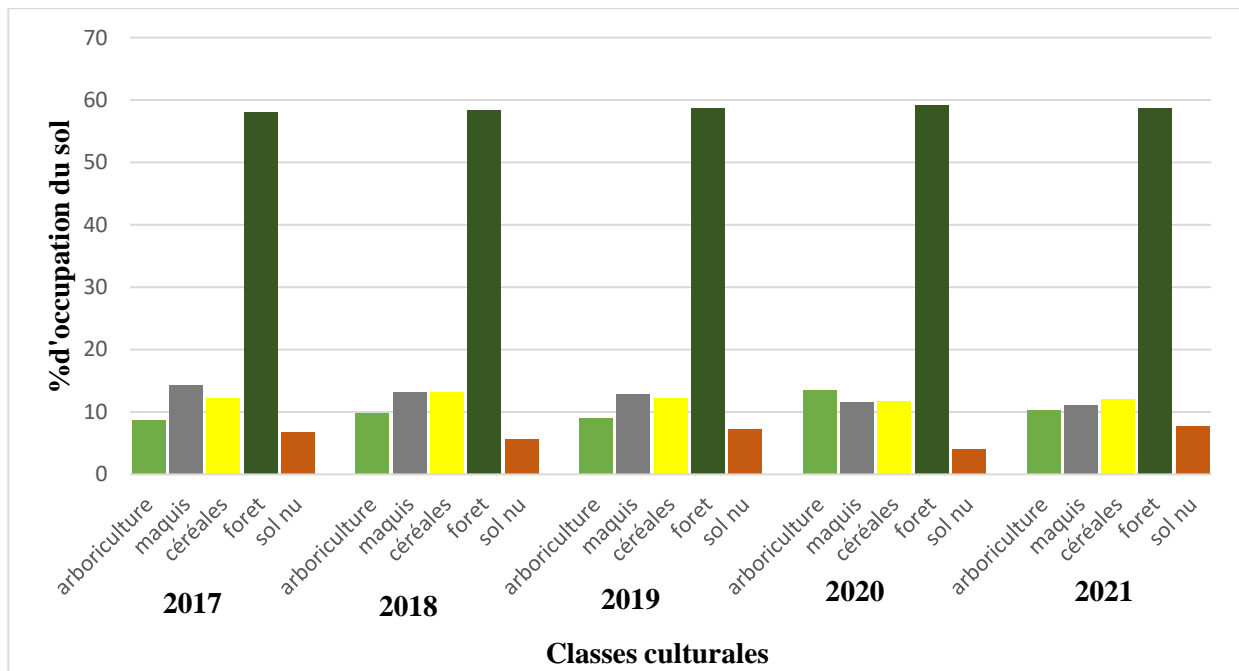


Figura 86: Distribuzione delle classi di Land Use nella zona di Le Khef (algoritmo RF)

Classificazione della Zona di Siliana

A causa dell'impossibilità di condurre raccolta dati sul territorio, l'analisi della zona di Siliana si è limitata ad una classificazione di Land Cover utilizzando dati di verità a terra già presenti e relativi al 2019.

Si è pertanto tentato di realizzare una carta di Land Use usando, così come per Le Khef, dati composti dalla fusione di più indici acquisiti durante l'anno; le classi identificate sono state Arboricoltura, Cereali, Pascoli, Foresta, Suolo nudo, Maggese, Colture orticole ed Affioramenti rocciosi.

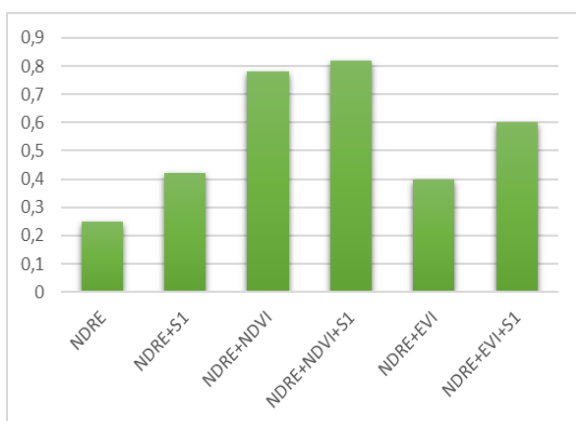
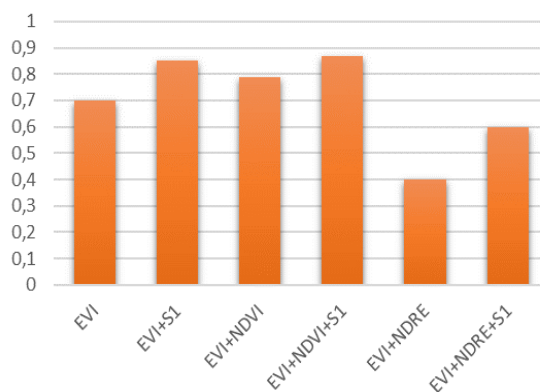
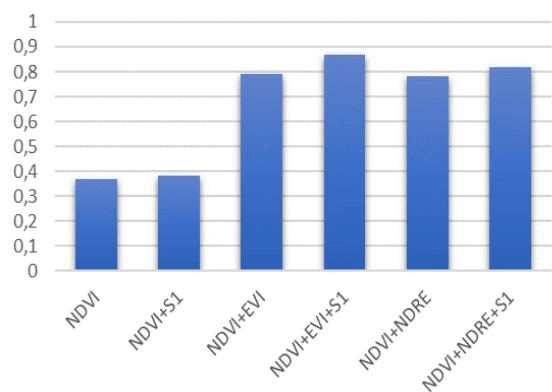
Così come per le altre zone di studio, l'integrazione dei dati ottici con il rapporto fra le due polarizzazioni S-1 ha aumentato la precisione e l'indice K; nella zona di studio di Siliana l'algoritmo che ha prodotto la classificazione migliore è stato il K-NN applicato alla combinazione NDVI+EVI+VH/VV (precisione 93% e K pari a 0,83)

Algoritmo K-NN

La classificazione tramite K-NN, a differenza di quanto riscontrato nell'applicazione dell'algoritmo RF e confermando che la migliore combinazione di indici e polarizzazioni è quella con NDVI+EVI+VH/VV, ha prodotto un risultato molto buono con un indice K pari a 0,87 ed una Accuratezza globale del 93%. (Figura 87).

Tutte le classi analizzate di occupazione del suolo risultano ben identificate con l'unica eccezione dei pascoli che, comunque, risultano avere una precisione di oltre il 75% (Tabella 12) venendo confusi per Affioramenti rocciosi nel 18% dei pixel analizzati (Figura 88).

In base a quanto dettagliato nella matrice di confusione, sono state determinate con grande precisione le colture di cereali, arboricoltura, le foreste, l'orticoltura ed il suolo nudo, rispettivamente dell'ordine del 99%, 96%, 98%, 98% e 93%.



Siliana

Analisi dei differenti valori di **K** (asse delle ordinate) applicando algoritmo K-NN alla varie combinazioni di bande su base NDVI (blu), EVI (arancio) ed NDRE (verde) per l'anno 2019.

Il migliore risultato si ottiene con la combinazione **NDVI+EVI+VH/VV** ottenendo un indice pari a **K = 0.87**

Figura 87: risultati delle varie combinazioni con algoritmo K-NN per Siliana (2019)

		Verità sul territorio							
		Arboricoltura	Cereali	Pascoli	Foresta	Suolo nudo	Maggese	Colture orticole	Affioramenti rocciosi
Dati classificati	Arboricoltura	95.16	0.03	2.55	0.39	0	0.31	0	1.53
	Cereali	0	98.89	1.03	0	0	0	0.06	0
	Pascoli	3.02	0.15	75.64	2.42	0	0.45	0	18.30
	Foresta	0.35	0	0.83	98.80	0	0	0	0
	Suolo nudo	0	0	6.34	0	93.65	0	0	0
	Maggese	0.40	0	2.44	2.85	0	84.48	0	9.79
	Colture orticole	0	1.22	0	0	0	0	98.77	0
	Affioramenti rocciosi	0.54	0	3.82	0	1.63	0.54	0	93.44
							Accuratezza globale = 93%		
							Indice Kappa :0.87		

Tabella 12 : Matrice di confusione della classificazione K-NN mediante l'uso di dati NDVI + EVI + VH/VV

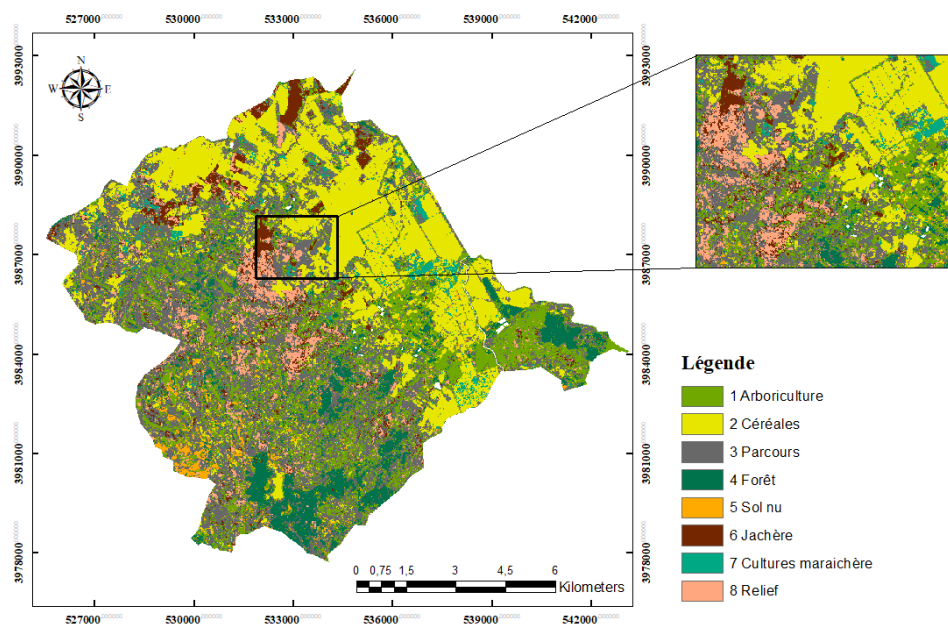


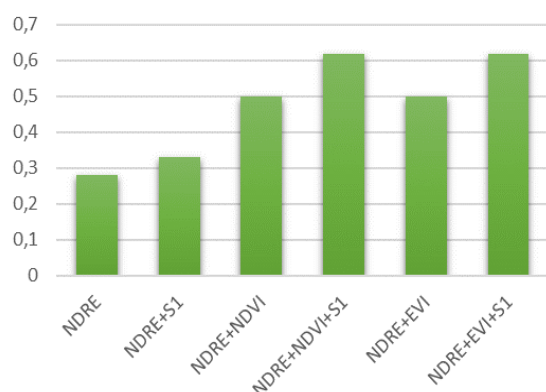
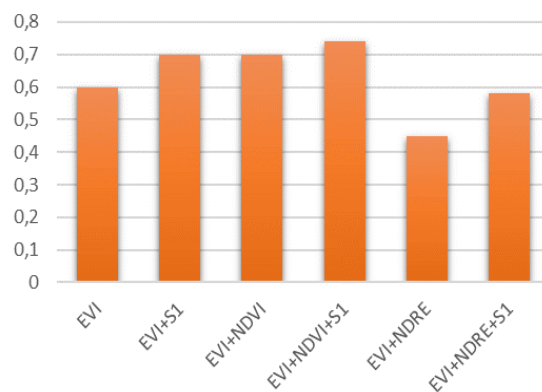
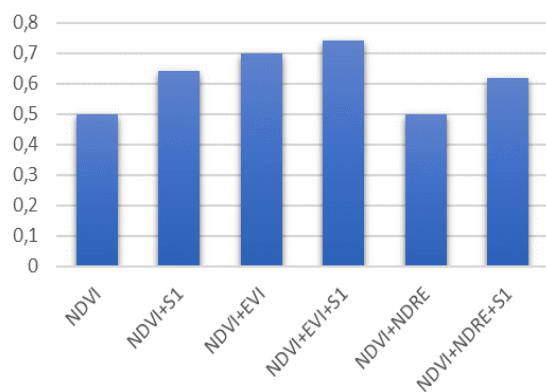
Figura 88: Carta di Land Cover (Siliana, K-NN 2019)

Algoritmo Maximum Likelihood

L'ultimo algoritmo analizzato per classificare la zona di studio di Siliana per il 2019 ha evidenziato valori di precisione intermedi fra i due precedenti (precisione generale 83%, $K=0,73$) confermando però NDVI+EVI+VH/VV come la migliore combinazione fra indici e polarizzazioni.

Così come in tutti i casi analizzati nel presente studio, le informazioni contenute nelle immagini S-1 aumentano fortemente la capacità degli algoritmi di classificare correttamente le classi di occupazione di suolo rispetto all'uso dei soli indici ottici (Figura 89).

Questo algoritmo risulta nella fattispecie particolarmente indicato ad indentificare Cerealcolture e Foreste (entrambe le classi sopra alla soglia del 90% di precisione) mentre i valori di precisione per Pascoli e Colture orticole risultano di poco sopra al 50% venendo spesso classificate erroneamente come arboricoltura (Tabella 13).



Siliana

Analisi dei differenti valori di **K** (asse delle ordinate) applicando algoritmo **ML** alla varie combinazioni di bande su base NDVI (blu), EVI (arancio) ed NDRE (verde) per l'anno 2019.

Il migliore risultato si ottiene con la combinazione **NDVI+EVI+VH/VV** ottenendo un indice pari a **K = 0.73**

Figura 89: risultati delle varie combinazioni con algoritmo ML per Siliana (2019)

		Verità sul territorio							
		Arboricoltura	Cereali	Pascoli	Foresta	Suolo nudo	Maggese	Colture orticole	Affioramenti rocciosi
Dati classificati	Arboricoltura	62.37	16.37	5.01	0.19	0.06	1.36	9.58	1.87
	Cereali	1.26	97.45	0.39	0.04	0.01	1.87	0.04	0.45
	Pascoli	33.03	0	53.96	0	11.01	0.44	0	1.54
	Foresta	0.43	0	0.98	93.31	3.28	0	0	1.97
	Suolo nudo	0	31.25	0	0	68.75	0	0	0
	Maggese	12.98	19.48	0	0	0	67.5	0	0
	Colture orticole	39.67	2.22	3.27	0	0	0.23	53.33	0
	Affioramenti rocciosi	0	0	0	0	0	0	0	100
							Accuratezza Globale: 79%		
							Indice Kappa: 0.68		

Tabella 13: Matrice di confusione della classificazione ML mediante l'uso di dati NDVI + EVI + VH/VV

Algoritmo Random Forest

La Figura 90 mostra i risultati della classificazione delle diverse combinazioni utilizzando l'algoritmo RF per l'anno 2019; come si può notare la precisione di classificazione dell'uso del suolo è bassa per tutte le combinazioni, con un risultato massimo (NDVI + EVI + VH/VV) (Figura 91) che arriva solo al 56,32% e un indice K di 0,44.

Per quanto riguarda l'arboricoltura, la precisione è inferiore al 60% mentre le sole classi di occupazione del suolo con un buon valore di precisione sono il maggese ed il suolo nudo rispettivamente con il 88,18% e 94,02% (Tabella 14). Da notare inoltre come circa il 40% dei pascoli e degli affioramenti rocciosi siano confusi con arboricoltura mentre le colture orticole sono interpretate come cereali in oltre il 50% dei pixel.

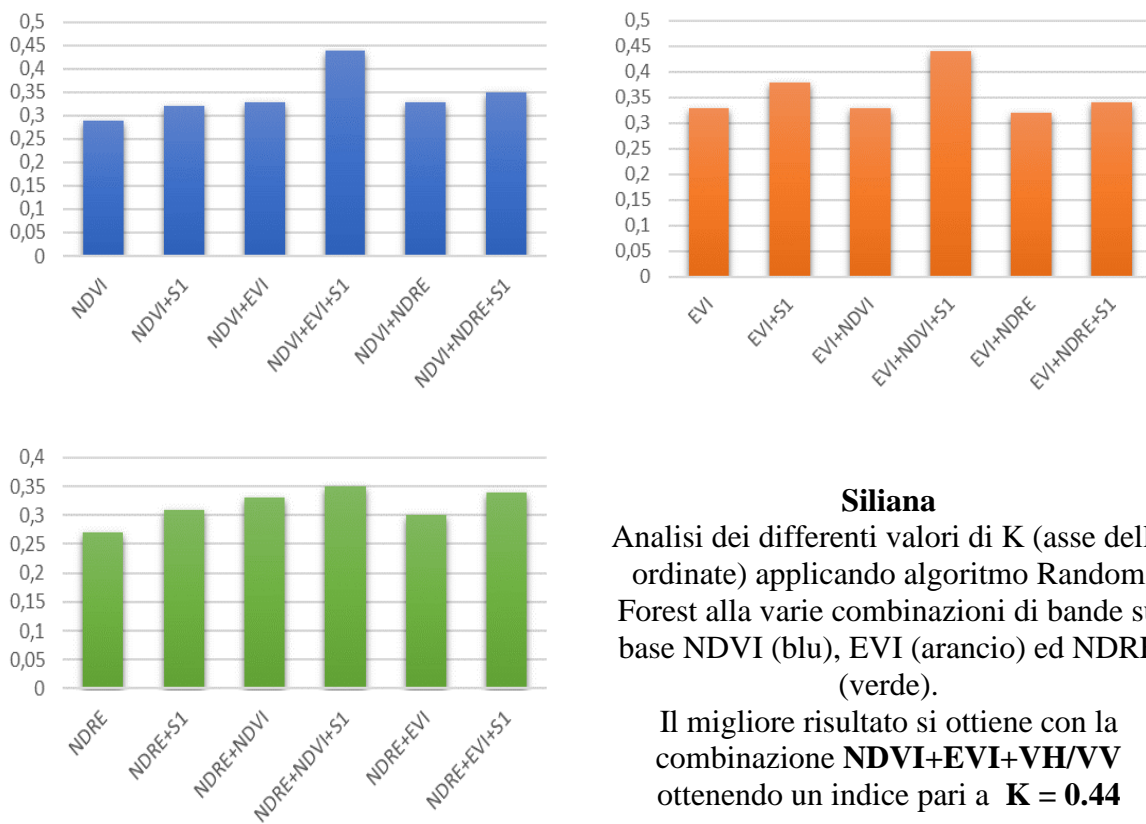


Figura 90: risultati delle varie combinazioni con algoritmo RF per Siliana

		Verità sul territorio							
		Arboricoltura	Cereali	Pascoli	Foresta	Suolo nudo	Maggese	Colture orticole	Affioramenti rocciosi
Dati classificati	Arboricoltura	58.90	0.28	1.43	10.09	0	0.38	0	28.88
	Cereali	2.44	74.88	0.31	0	0	0	22.35	0
	Pascoli	40.61	14.16	42.48	2.08	0	0.21	0	0.43
	Foresta	23.11	2.48	0.53	73.68	0.17	0	0	0
	Suolo nudo	4.47	0	0	1.49	94.02	0	0	0
	Maggese	0	0	1.26	0	0	88.18	0	10.54
	Colture orticole	0.60	55.36	0	0	0	0	44.03	0
	Affioramenti rocciosi	46.35	0	3.23	0	0	0.404	0	50
								Accuratezza globale=56.3%	
								Indice Kappa=0.44	

Tabella 14: Matrice di confusione della classificazione RF mediante l'uso di dati NDVI + EVI + S1

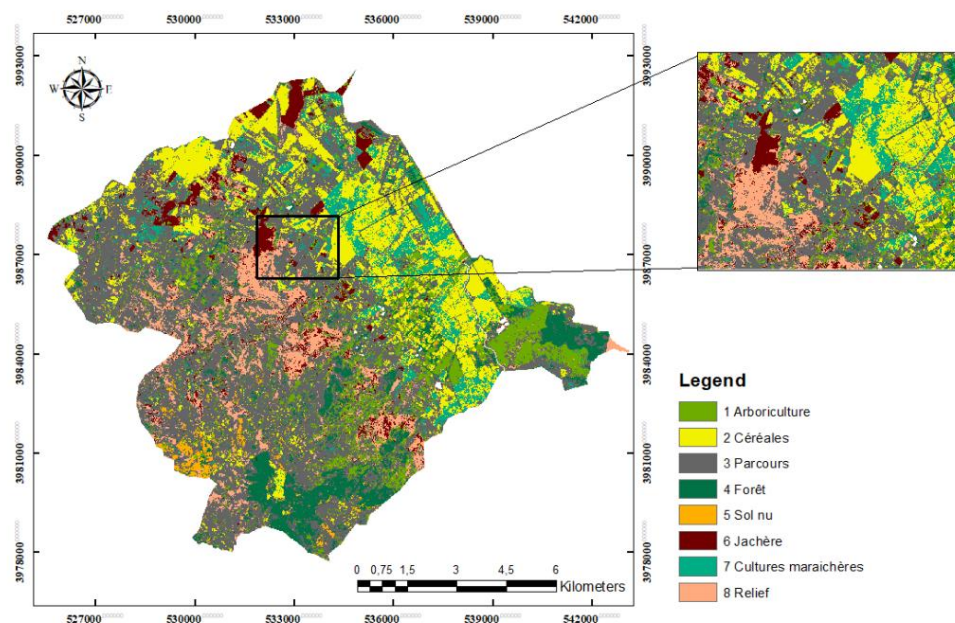


Figura 91: Carta di Land Cover (Siliana, RF 2019)

3.2. Umidità del suolo

Identificazione dei punti di controllo

Per correlare gli indici multispettrali, l'indice CDSI ed i valori di SMC con dati reali di umidità, sono stati identificati 600 punti all'interno della zona di studio con criterio semi casuale ovvero ponendo che la distanza minima fra due punti fosse di almeno 100 metri e che gli stessi non ricadessero in zona urbana o in corpi acquiferi in nessuna delle annualità considerate.

Per poter eliminare i punti localizzati nelle due classi precedentemente menzionate si sono utilizzate le carte di Land Cover della FAO (classificazione LCCS2, Figura 92) derivate da dati MODIS ed escludendo quindi le zone di classe 3 (Water Bodies) e 9 (Urban and built-up lands).

La procedura di filtro ha restituito 594 punti.

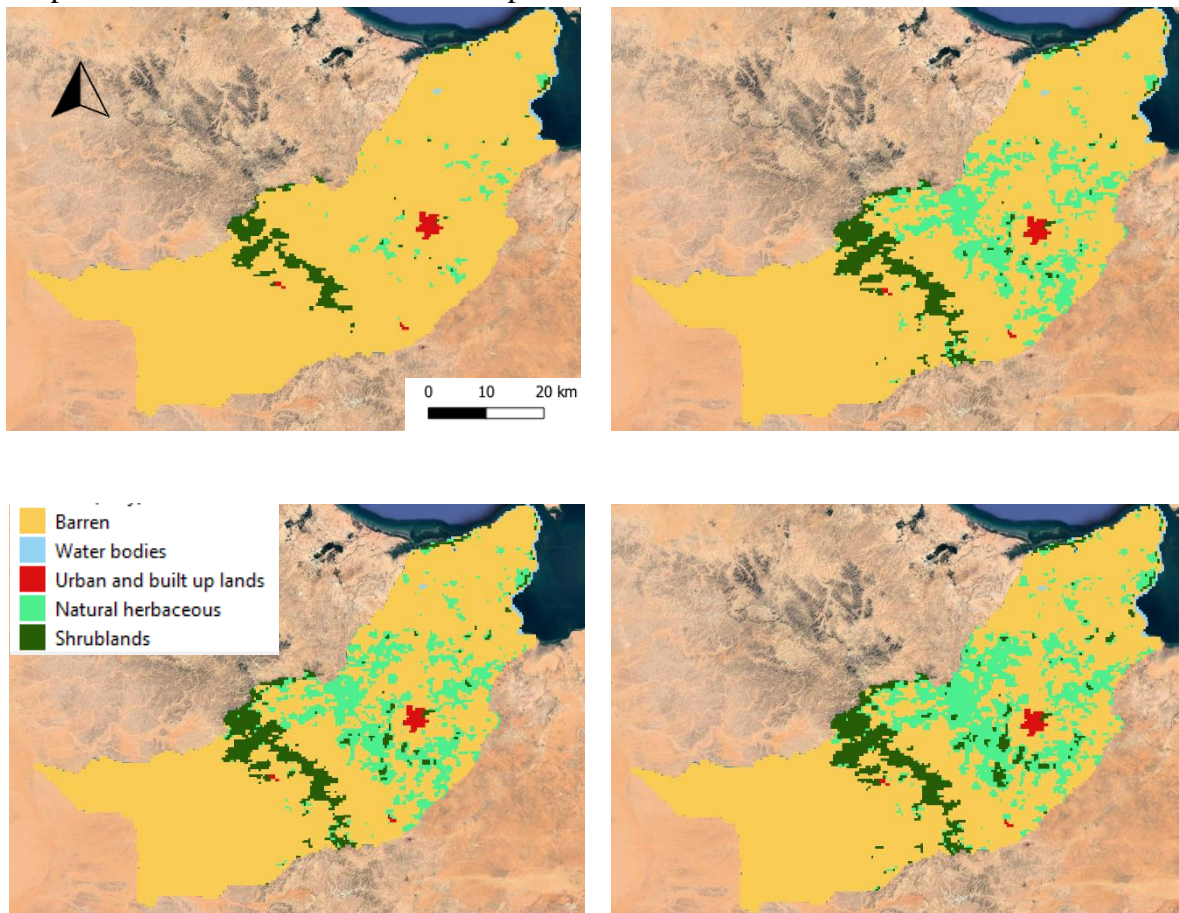


Figura 92: classificazione FAO - LCCS2 per le annualità analizzate

Una volta identificati i punti (Figura 93), si è utilizzato il plugin Point Sampling Tool di QGIS (Figura 94) per associare ad ogni punto il corrispettivo valore di ogni layer, vettoriale o raster, sul quale insiste.

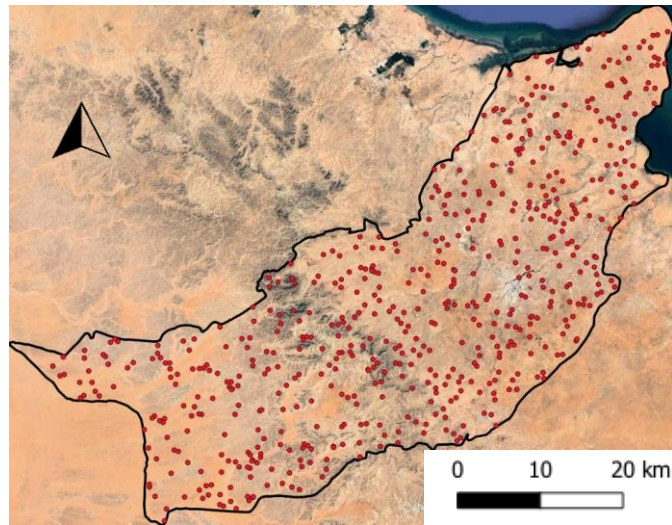


Figura 93: Localizzazione dei punti per analisi statistiche

Il prodotto di tale operazione è un layer vettoriale puntuale che contiene in tabella i valori corrispondenti di tutti gli indici multispettrali prodotti, polarizzazione VV, SMC e CDSI; la tabella dello strato vettoriale è stata esportata sotto forma di foglio di calcolo per poterlo elaborare sia con OpenCalc che con R studio ed effettuare le successive analisi di correlazione.

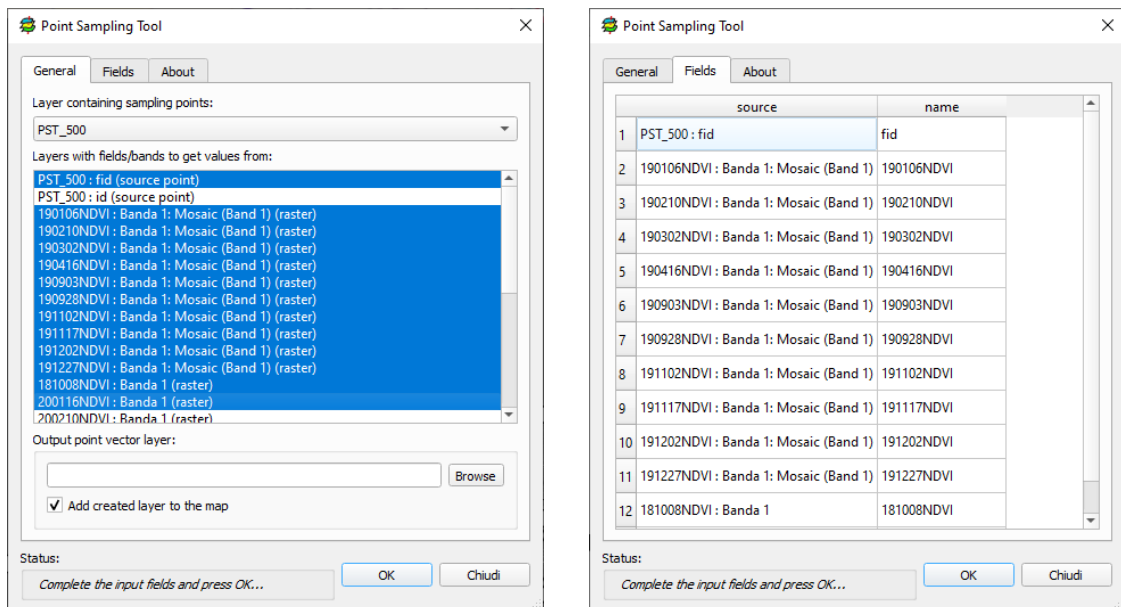


Figura 94: Interfaccia del plugin Point Sampling Tool

Correlazione tra indici derivati da satellite ed umidità del suolo

A partire dai dati associati ai 594 punti di controllo, sono state derivati i valori medi di ogni indice per singola data di acquisizione (Figura 95) suddivisi per classe di uso del suolo con particolare attenzione alle tre classi di olivicoltura sopra menzionati.

DATA	CDSI	NDMI	NDVI	NDWI	NMDI	VSDI	SMC
28/10/2017	0,02129	-0,11445	0,11222	-0,28525	0,58608	0,82242	2,17381
13/11/2017	0,08824	-0,06695	0,14637	-0,30884	0,59368	0,84700	3,40272
12/12/2017	0,06291	-0,06531	0,17424	-0,32409	0,63537	0,84001	2,88659
11/01/2018	0,01079	-0,04013	0,20911	-0,34305	0,61664	0,84131	1,97153
10/02/2018	0,11364	0,02637	0,24099	-0,37261	0,52115	0,89929	3,18594
22/03/2018	0,02168	-0,02317	0,20063	-0,36580	0,54734	0,87596	1,65210
06/04/2018	-0,01911	-0,06778	0,17977	-0,38274	0,68928	0,80001	1,58174
21/04/2018	0,01890	-0,11071	0,13673	-0,32583	0,75732	0,80018	2,55854
07/11/2018	0,06055	-0,08302	0,18401	-0,36160	0,74677	0,80723	3,08166
22/11/2018	-0,00576	-0,06222	0,20722	-0,37155	0,71665	0,81087	1,69471
12/12/2018	-0,02054	-0,06798	0,21380	-0,39659	0,70649	0,80641	1,66163
07/01/2019	-0,00177	-0,07927	0,19266	-0,39008	0,75220	0,80381	2,13527
10/02/2019	0,00054	-0,07487	0,17921	-0,37572	0,71915	0,81122	1,97149
02/03/2019	0,02715	-0,07743	0,17165	-0,36936	0,72975	0,80478	2,31618
13/04/2019	-0,01270	-0,10715	0,14088	-0,33400	0,80467	0,79029	1,91078
02/11/2019	0,02712	-0,08069	0,19286	-0,36686	0,70026	0,81501	2,26659
17/11/2019	0,00894	-0,05306	0,20796	-0,37455	0,72206	0,80387	2,10984
14/01/2020	0,09439	0,01949	0,27016	-0,44344	0,59707	0,87083	3,12134

Figura 95: Esempio di tabella con il valore medio degli indici (classe 1)

Prima di poter procedere ad una analisi di correlazione statistica con i dati pluviometrici relativi alle stazioni meteorologiche dell'IRA, i valori sono stati tutti normalizzati fra 0 ed 1 (Figura 96) attraverso l'apposito modulo di R studio.

DATA	CDSI	NDMI	NDVI	NDWI	NMDI	VSDI	SMC
28/10/2017	0,35123264	0,04188773	0,15552405	0,69634026	0,2370875	0,24932559	0,3679378
13/11/2017	0,77639098	0,36508741	0,33813395	0,59248158	0,26258026	0,44003106	0,842295
12/12/2017	0,61552761	0,37623538	0,48717485	0,52538842	0,40234528	0,38579236	0,6430704
11/01/2018	0,2845043	0,54754133	0,67362098	0,44192692	0,33954715	0,39590333	0,2898558
10/02/2018	0,93768798	1	0,84403089	0,31177966	0,01941353	0,8457867	0,7586188
22/03/2018	0,35365669	0,66297342	0,62825704	0,3417605	0,10722423	0,66474544	0,1665554
06/04/2018	0,09467294	0,35941756	0,51670672	0,26719747	0,58305115	0,07541688	0,1393971
21/04/2018	0,33600008	0,06737253	0,28658442	0,51771314	0,81114938	0,07674933	0,5164416
07/11/2018	0,60053559	0,2557444	0,5393741	0,36026975	0,77578366	0,13143479	0,7183654
22/11/2018	0,17944213	0,39728601	0,66346791	0,31645589	0,67481904	0,15969065	0,1830015
12/12/2018	0,08558742	0,3580726	0,69869444	0,20623093	0,64075161	0,12513307	0,1702329
07/01/2019	0,20476281	0,2812835	0,58564646	0,23488764	0,79399291	0,10495032	0,3530587
10/02/2019	0,21942192	0,31118873	0,51370006	0,29811159	0,68320409	0,16240258	0,2898409
02/03/2019	0,38843879	0,29378536	0,47329681	0,32611825	0,71873032	0,1124199	0,4228893
13/04/2019	0,13533716	0,09160172	0,30876951	0,48176264	0,96988929	0	0,2664063
02/11/2019	0,38820466	0,27161244	0,58669153	0,33710739	0,61988279	0,1918263	0,4037475
17/11/2019	0,27280485	0,45957334	0,66747318	0,30325957	0,69294296	0,1054206	0,3432431
14/01/2020	0,81543104	0,9532364	1	0	0,27394995	0,62496778	0,7336838

Figura 96: Risultato dei valori medi normalizzati degli indici

Caratterizzazione delle stazioni meteo e valore delle precipitazioni antecedenti

Le stazioni meteorologiche sono state associate alle varie tipologie di Land Cover IRA relative all'olivicoltura presente nella zona ed è stato successivamente calcolato il valore delle precipitazioni antecedenti (Figura 97) prendendo come giorno di riferimento la data di acquisizione dell'immagine SAR e computando un periodo precedente pari a 5 giorni.

Date	Allamet	Benikhdeche	Bouhrara	Grine	Koutine	Ksar jdid	Methenine	Sidi makhlouf	Zammour	Fjé
20171101	0	3	0	0	0		0	0	0	
20171113	122	0	169	87	146		105,4	154,5	104,2	
20171213	0	0	0	0	0		0	0	0	
20180112	0	0	0	0	0		7,6	0	0	
20180124	0	0	0	0	0		13	0	0	
20180211	6	0	0	26	0		0	24	8,8	
20180325	0	1	0	0	0		0	8	0	3
20180406	0	0	0	0	0		0	0	0	0
20180418	7	2,6	0	0	0		4	0,5	4,6	11,8
20181009	0	0	80	0	23		0	0	1	
20181102	18	33,2	0	18	0		37,8	38	38,8	
20181120	0	0	0	0	0		0,2	1	1,4	
20181214	0	0	0	0	0		0	0	0	
20190107	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,2
20190212	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20190302	7,5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20190413	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20190903	0	1,5	0	0	0	0	0,8	0	1,4	
20191003	0	0	0	0	0	0	2	0	0	
20191103	0	0	0	0	0	0	0	0	0,8	
20191115	0	0	0	0	0	5	2,2	4,8	9,2	
20191127	0	0	0	0	0	0	1,2	2	1,8	
20191227	0	0		0	0	0	0	0	0	
20200114	39	56		21	36,2	41	0	33,6	45,8	
20200213	0	0		0	0	0	2,6	0	0	
20200317	0	0		0	0	0	4	0	0,4	

Figura 97: valori cumulo delle precipitazioni antecedenti (5 giorni)

In base alla completezza dei dati meteo presenti ed alla peculiarità ambientali e geomorfologiche delle stazioni meteorologiche, in accordo con i ricercatori IRA si sono assunte come caratterizzanti delle tre zone le stazioni di:

- 1 Allamet (olivicoltura pedemontana, classe 1 di Land Cover).
- 2 Grine (olivicoltura di pianura, classe 2 di Land Cover);
- 3 Zammour (olivicoltura di montagna, classe 3 di Land Cover).

Il confronto stagionale (Figura 98) permette di evidenziare come l'indice CDSI riesca a reagire meglio degli altri indici ottici ai rari eventi piovosi che sono stati identificati nel periodo analizzato in particolar modo nella zona di olivicoltura di pianura e pedemontana.

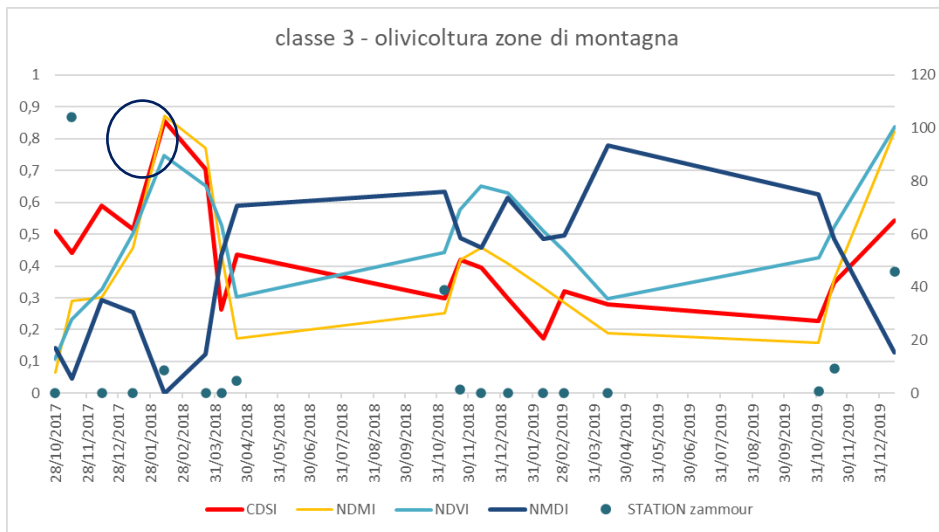
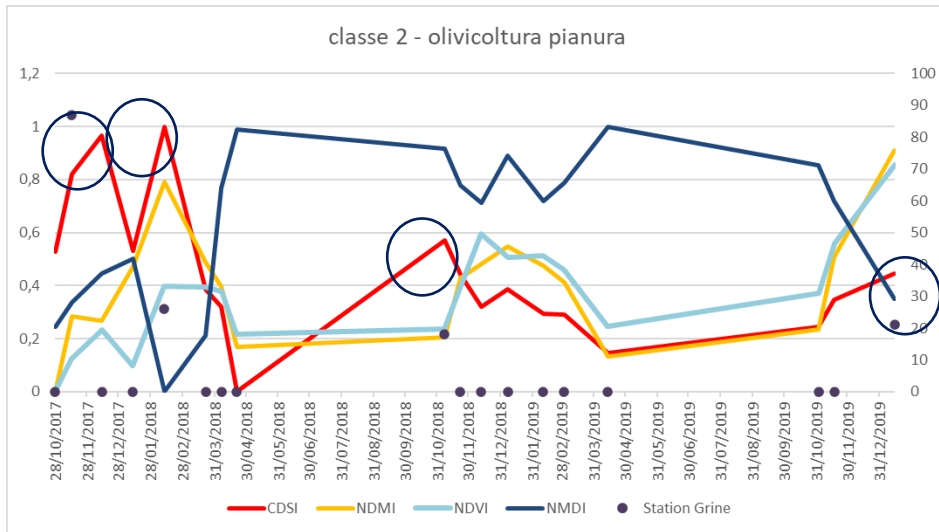
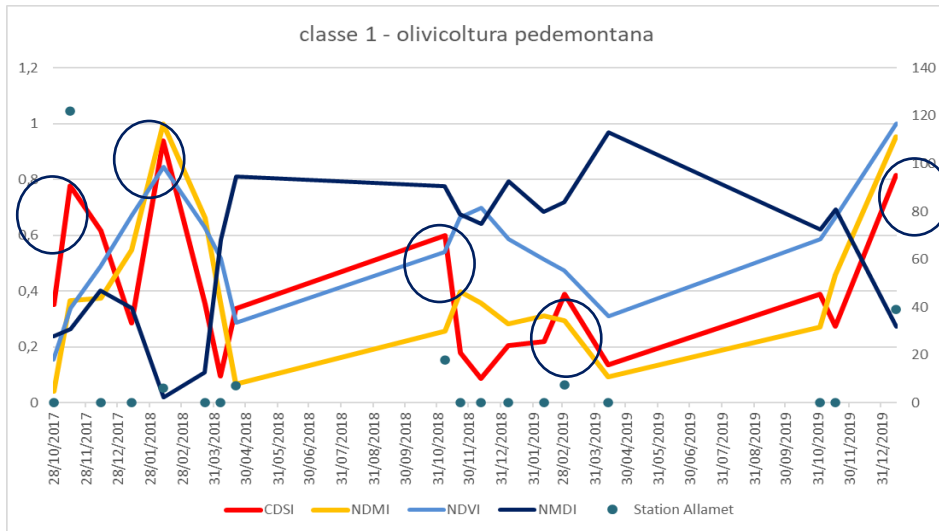


Figura 98: andamento stagionale degli indici normalizzati

Per valutare la coerenza degli andamenti tra i vari indici e le precipitazioni antecedenti è stato utilizzato il test di Kendall che ha già dimostrato una notevole affidabilità in studi precedenti in altre zone della Tunisia (Farhani et al., 2022).

L'indice τ di Kendall, il cui valore può variare fra -1 e +1, risulta essere particolarmente adatto alle analisi di dati con distribuzioni non gaussiane: valori positivi di τ denotano che i due indici analizzati hanno un andamento sincrono (aumentano o diminuiscono contemporaneamente), mentre i valori negativi indicano una correlazione opposta.

Un valore vicino allo zero denota una mancanza di dipendenza mentre valori prossimi a ± 1 indicano una stretta dipendenza.

$$\tau = \frac{n_c - n_d}{n(n - 1)/2}$$

All'interno del test di Kendall è stato calcolato anche il valore del fattore p che definisce la probabilità che la dipendenza sia casuale oppure no; più prossimo allo 0 sarà il valore, maggiore sarà la certezza della non casualità della dipendenza.

I valori di τ e p sono stati calcolati tramite R studio (Figura 99) confrontando gli indici normalizzati ed il valore cumulato delle precipitazioni antecedenti per singola classe di land cover.

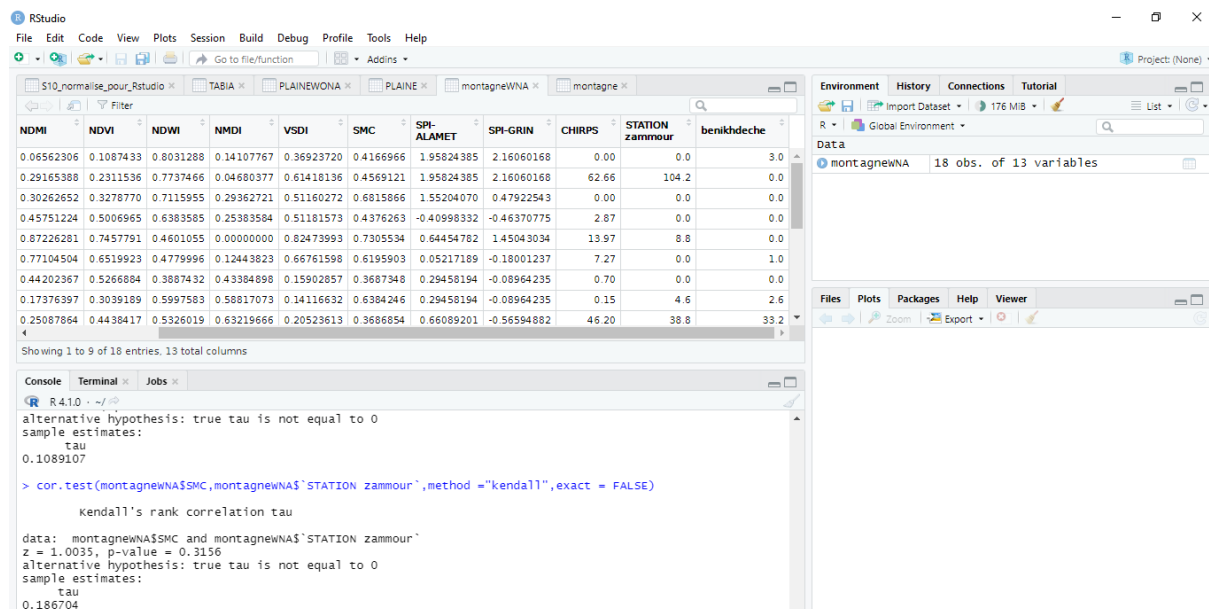


Figura 99: interfaccia R studio per calcolo τ di Kendall

Analizzando la tabella di sintesi dei valori così ottenuti (Figura 100), si può evidenziare come il CDSI sia l'indice con i valori più elevati di τ , e più prossimi allo 0 per quanto riguarda p, in tutte le tre classi di olivicoltura.

Olivicoltura	CDSI		NDMI		NDVI		NDWI		NMDI		VSDI		SMC	
	τ	p	τ	p	τ	p	τ	p	τ	p	τ	p	τ	p
1 - Pedemontana	0,54	0,004	0,04	0,651	-0,02	0,891	0,09	0,617	-0,04	0,821	0,18	0,341	0,63	0,001
2 - Pianura	0,49	0,011	0,16	0,401	0	1	0,12	0,529	-0,28	0,141	0,36	0,058	0,35	0,074
3 - Montana	0,15	0,403	0,09	0,755	0,03	0,867	0,03	0,877	-0,07	0,675	0,1	0,558	0,18	0,315

Figura 100: sintesi dei valori di τ per tipologia di olivicoltura

I valori di dipendenza meno significativi risultano essere quelli nella zona di montagna; il dato potrebbe essere causato da tre motivi:

- la morfologia non pienamente identificabile dal DEM a 30 metri di risoluzione spaziale utilizzato per la definizione dei valori di SMC (e quindi anche di CDSI);
- i valori di LIA molto bassi, anche se non sotto la soglia che viene considerata da mascherare per layover e shadow;
- la presenza di valori estremamente ridotti e poco frequenti di precipitazione che caratterizzano la stazione meteorologica di Zammour assunta come riferimento per la classe di land cover.

Sensibilità degli indici meteo ad eventi significativi di pioggia

Una seconda analisi per valutare la sensibilità dell'indice CDSI alle variazioni di umidità del suolo è stata effettuata correlando il valore cumulato delle precipitazioni antecedenti ai valori medi dei vari indici calcolati in un'area di 100 metri di raggio intorno ad ogni singola stazione meteorologica (Figura 101).

Sono quindi state definite le zone tramite geoprocesso di buffer per poi calcolare i valori medi, e non solo, applicando in serie il processo QGIS "Statistiche zonali" (Figura 102) ed identificando come parametri statistici da calcolare "Media", "Mediana", "Deviazione standard", "Valore minimo" e "Valore massimo".

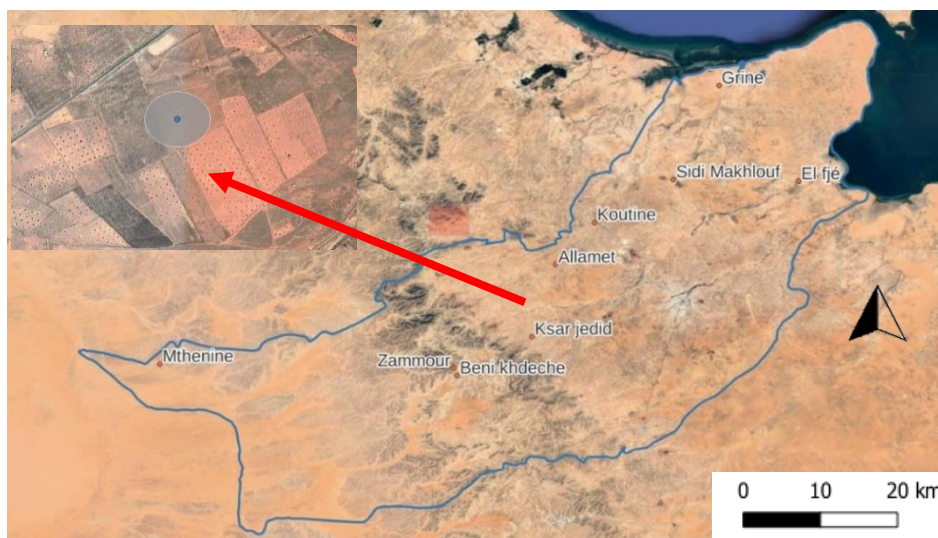


Figura 101: identificazione delle aree di buffer intorno alle stazioni meteorologiche IRA

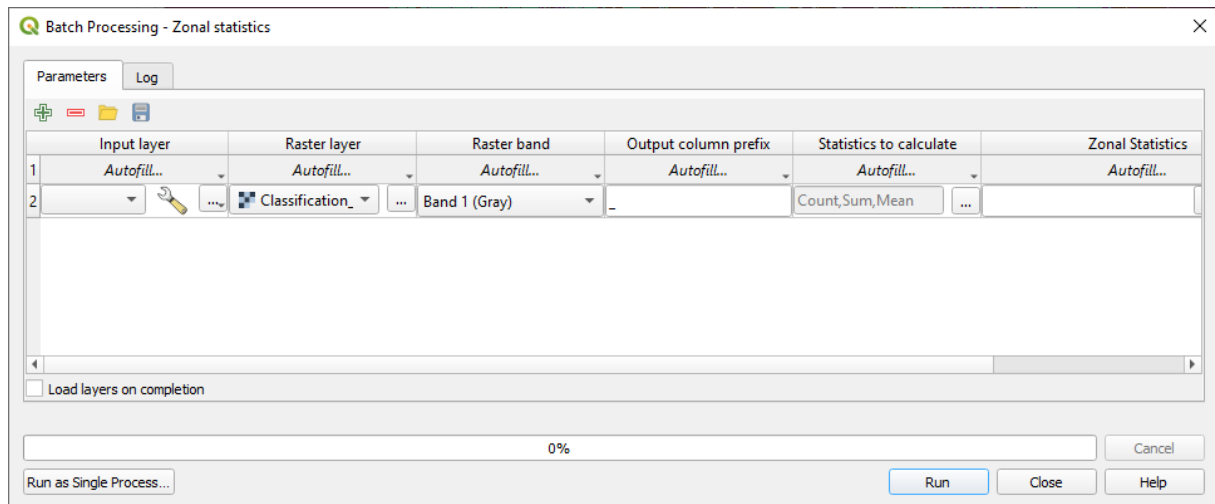


Figura 102: Interfaccia del processo in serie Statistiche zonali

Analisi dei dati per singola stazione

Esaminando gli aspetti legati all'uniformità delle zone circoscritte intorno alle stazioni meteorologiche, all'appartenenza ad aree diverse di uso del suolo ed alla completezza della banca dati, sono state identificate tre aree di buffer sui quali effettuare le analisi di sensibilità ovvero quelle di Allamet (olivicoltura in zona pedemontana), Grine (olivicoltura in pianura) e Methenine (pascoli stagionali). Non si è analizzata l'intorno della stazione di Zammour, rappresentativa dell'olivicoltura montana, a causa dell'estrema eterogeneità dal punto di vista dell'uso del suolo (Figura 103).

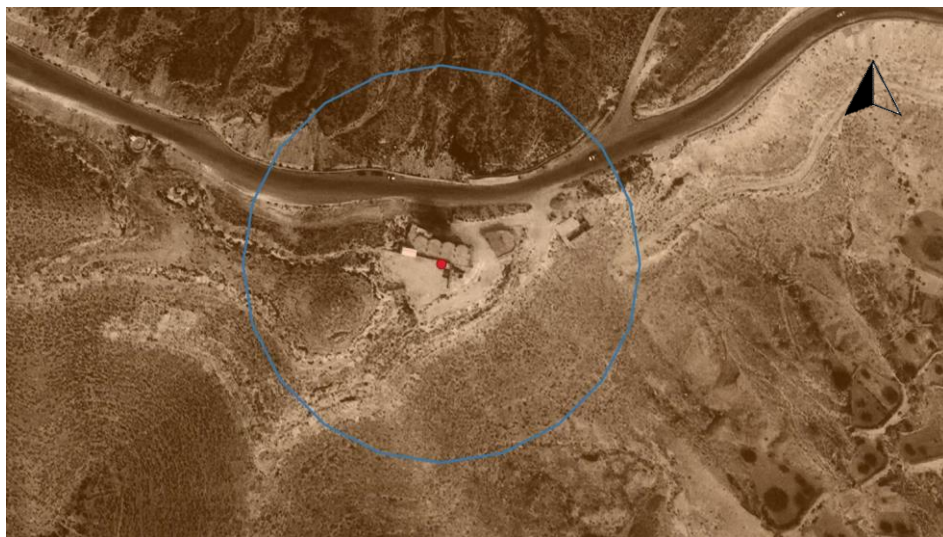


Figura 103: visualizzazione dell'uso del suolo intorno alla stazione di Zammour (raggio circonferenza pari a 100 metri)

Stazione di Allamet

La stazione di Allamet (Figura 104) si trova nella zona pedemontana coltivata ad olivi (Figura 105) ed i valori medi di CDSI per la zona di interesse analizzata mostrano una ottima sensibilità ai quattro principali eventi di precipitazione registrati nel periodo (Figura 106).

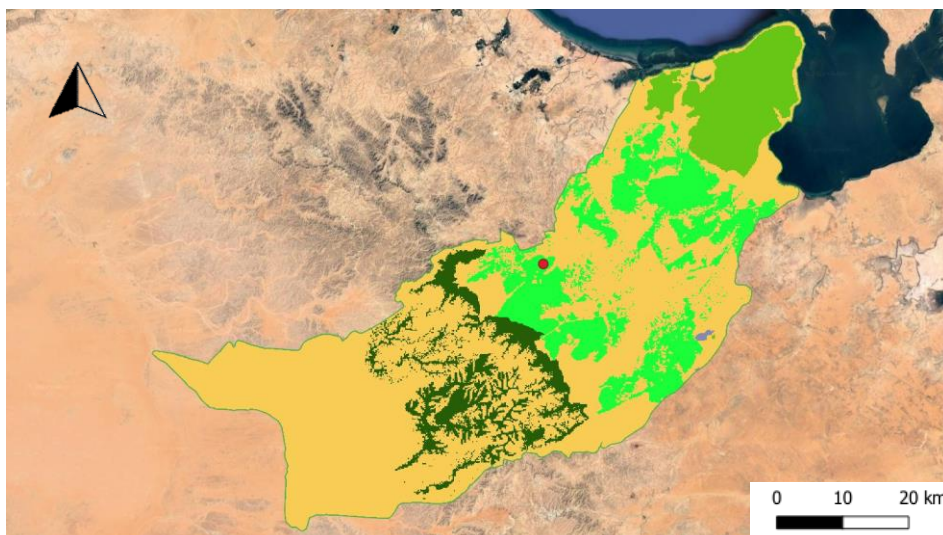


Figura 104: localizzazione della stazione di Allamet

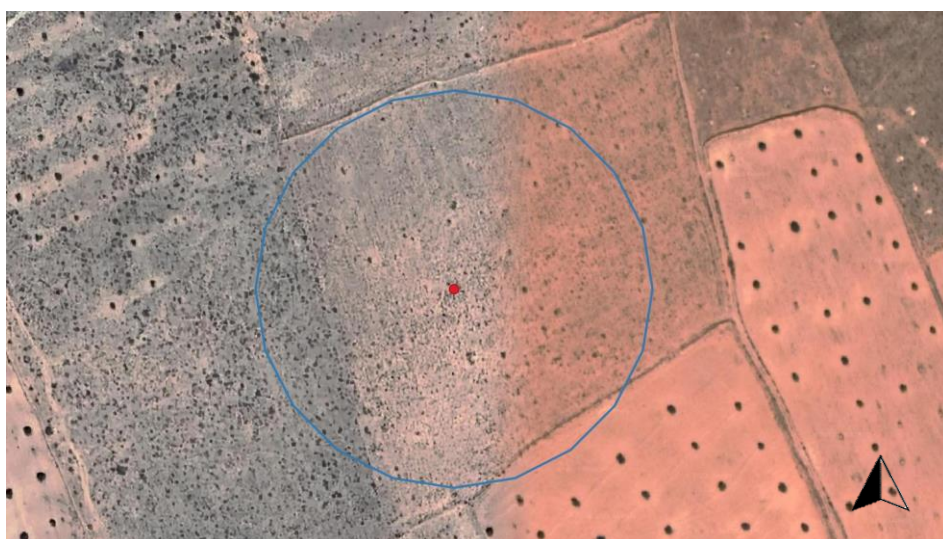


Figura 105: visualizzazione dell'uso del suolo intorno alla stazione di Allamet (raggio circonferenza pari a 100 metri)

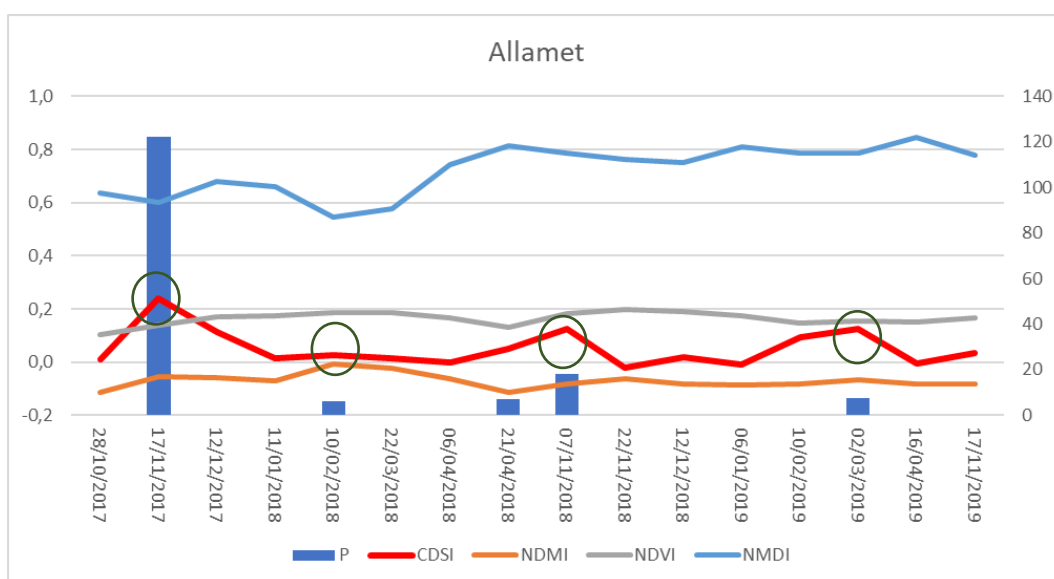


Figura 106: andamento della media degli indici calcolata per la zona di buffer intorno ad Allamet e precipitazioni registrate

Analizzando in particolare i valori degli indici (Figura 107) delle date prima e dopo l'evento di Novembre 2017, si può notare come il CDSI sia in grado di identificare il cambiamento di umidità del suolo in maniera più evidente ed istantanea mentre negli altri indici la presenza di vegetazione ne influenza probabilmente la risposta facendone perdurare l'aumento di valore anche nel mese successivo.

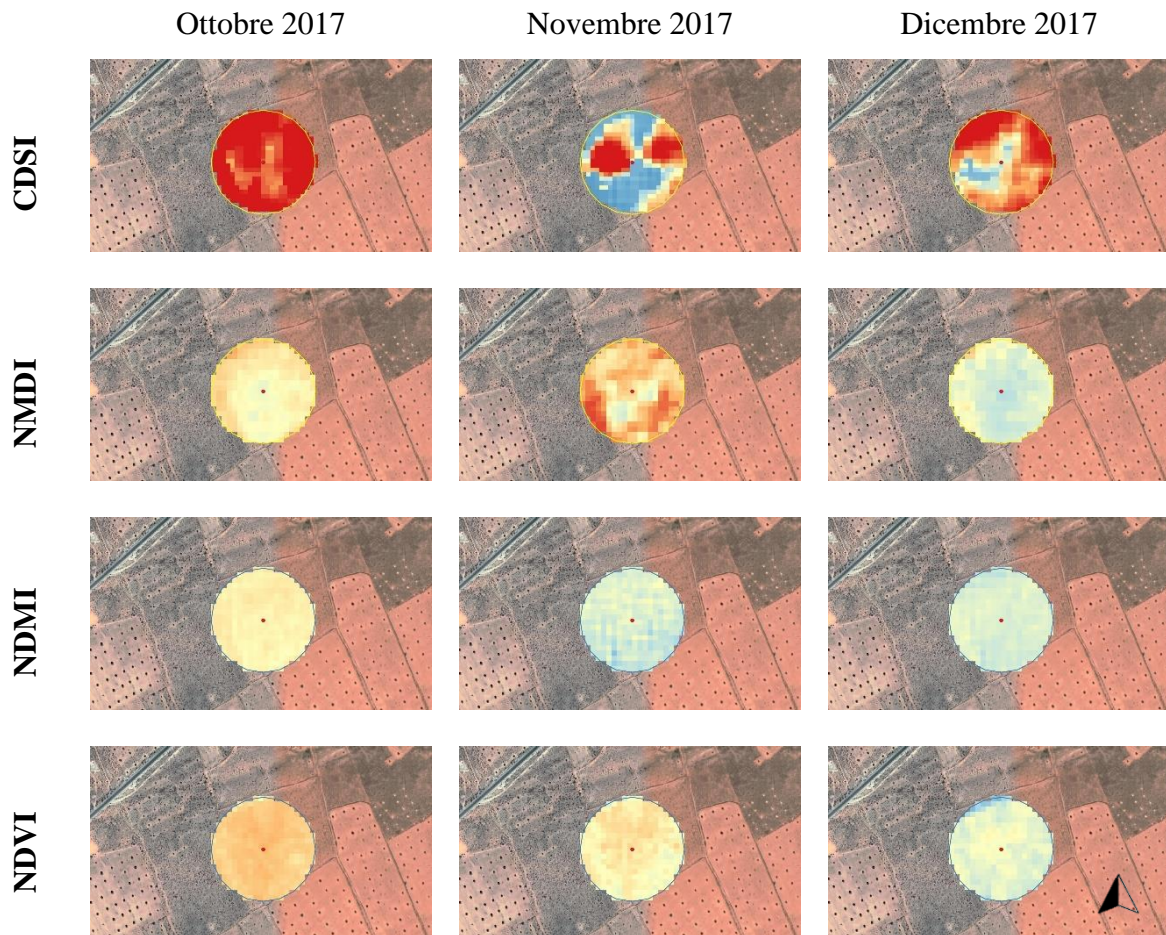


Figura 107: rappresentazione degli indici nella area intorno alla stazione di Allamet (raggio circonferenza pari a 100 metri)

Stazione di Grine

La stazione di Grine (Figura 108) si trova nella zona di pianura vicina al Golfo di Gabes, nella parte orientale dell'area di studio, coltivata ad olivi (Figura 109).

I valori medi di CDSI per la zona di interesse analizzata mostrano una ottima sensibilità ai principali eventi di precipitazione registrati nel periodo (Figura 110) eccezion fatta per quello di Novembre 2017.

Il picco del Marzo 2019 è presumibilmente collegato ad un valore alto di precipitazione; il dato risulta presente in altre stazioni mentre nel database di Grine è indisponibile (No data).

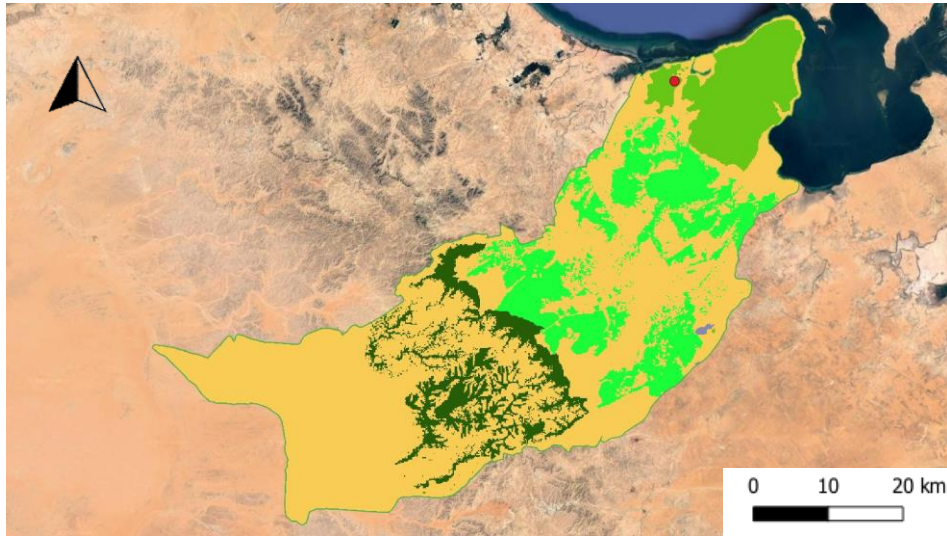


Figura 108: localizzazione della stazione di Grine



Figura 109: visualizzazione dell'uso del suolo intorno alla stazione di Grine (raggio circonferenza pari a 100 metri)

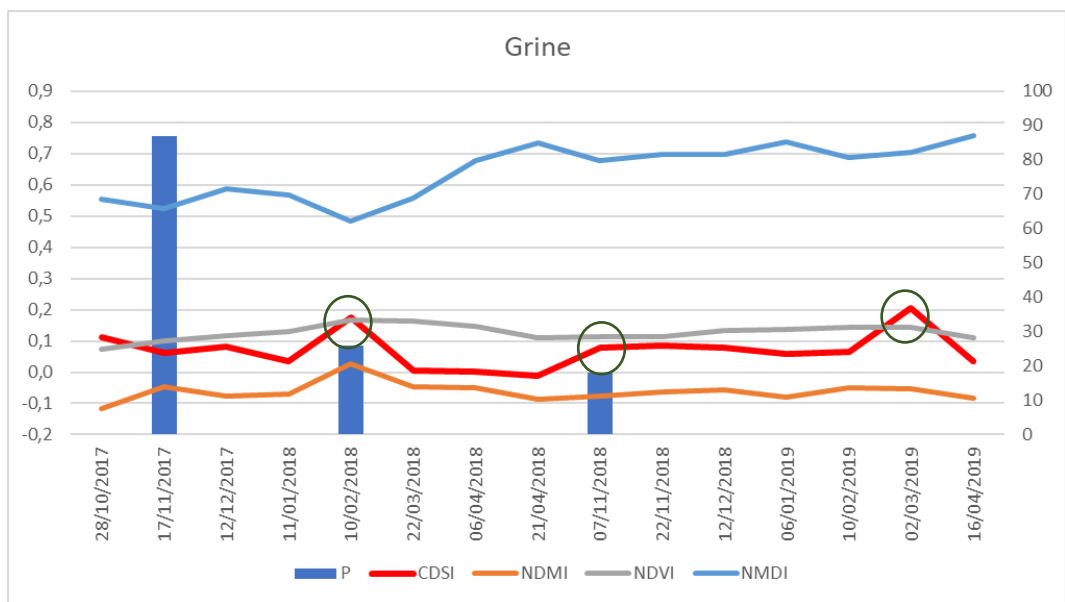


Figura 110: andamento della media degli indici calcolata per la zona di buffer intorno a Grine e precipitazioni registrate

Confrontando gli indici del 13 Febbraio 2018, corrispondenti ad un valore cumulato delle precipitazioni antecedenti pari 26mm, con quelli corrispondenti alle acquisizioni precedenti e successive (Figura 111) si può notare come usando gli stessi intervalli di classificazione di Allamane, le variazioni siano meno evidenti in tutti gli indici.

Questo andamento può essere causato dalla minore intensità della precipitazione presa in esame, ma anche dalla presenza di impianti di olivi più radi e più giovani che quindi influenzano la risposta meno di quanto riscontrato nel caso precedente.

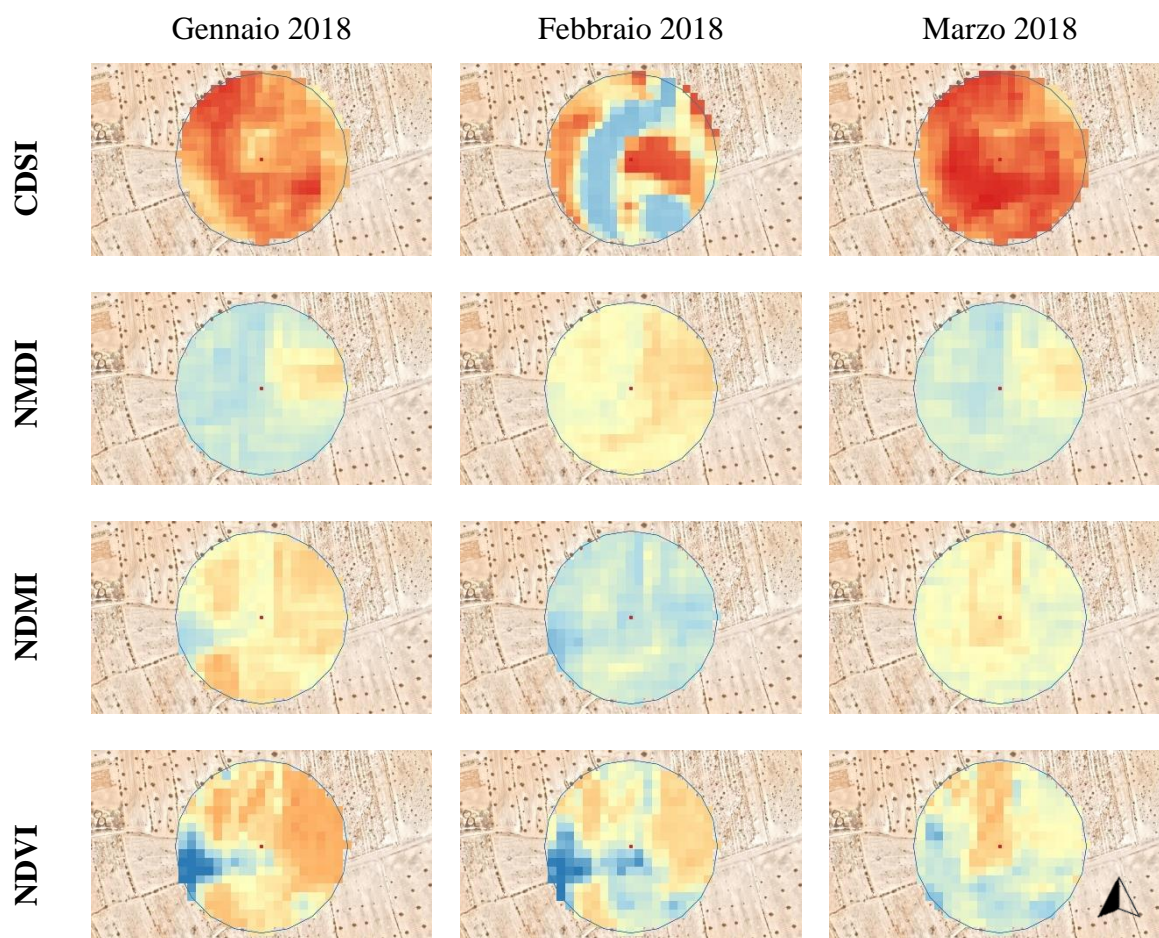


Figura 111: rappresentazione degli indici nella area intorno alla stazione di Grine (raggio circonferenza pari a 100 metri)

Stazione di Mthenine

La stazione di Mthenine (Figura 112) si trova nell'estremità sud-occidentale dell'area di studio in una zona con presenza dominante di pascoli stagionali o suolo nudo (Figura 113).

I valori medi di CDSI evidenziano una sensibilità importante, più evidente rispetto a quella degli altri indici ottici analizzati, per i quattro maggiori eventi di precipitazione nell'intervallo di tempo analizzato così come mostrato in Figura 114.

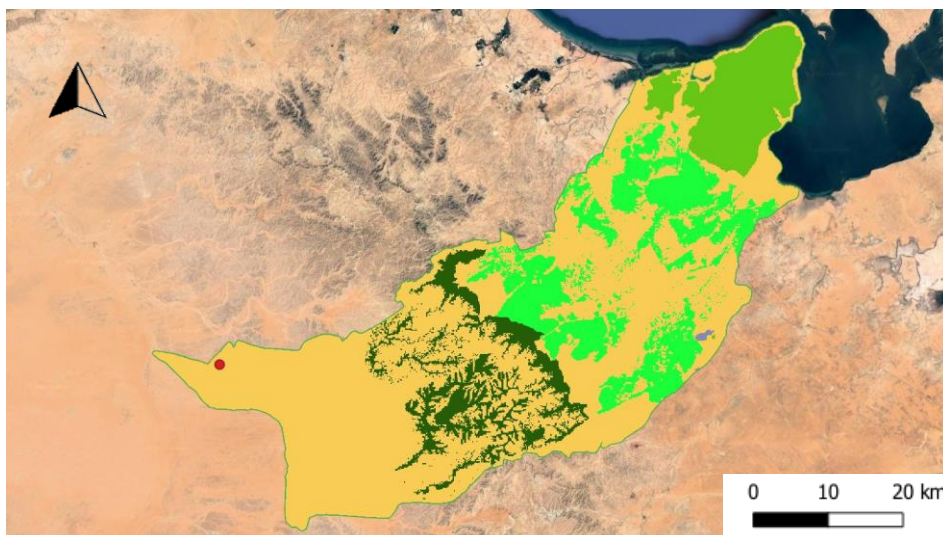


Figura 112: localizzazione della stazione di Mthenine

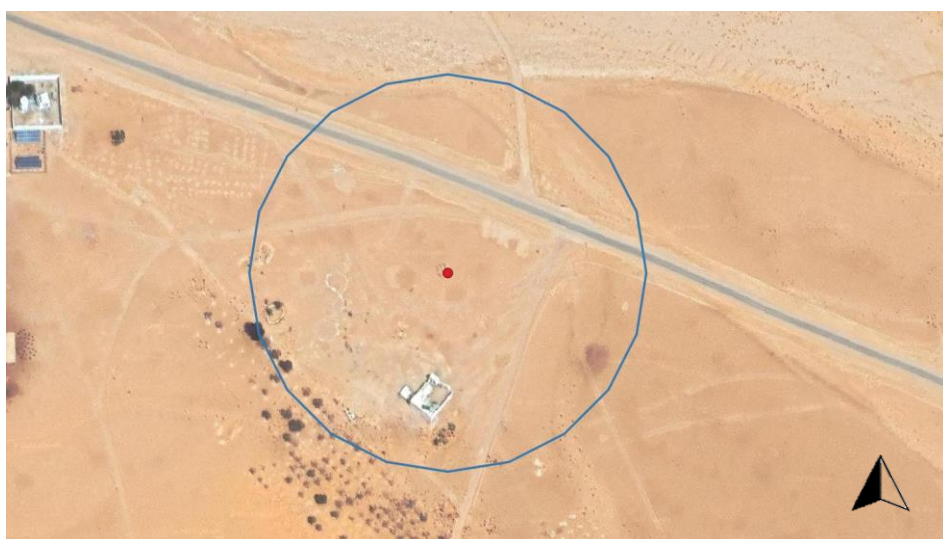


Figura 113: visualizzazione dell'uso del suolo intorno alla stazione di Mthenine (raggio circonferenza pari a 100 metri)

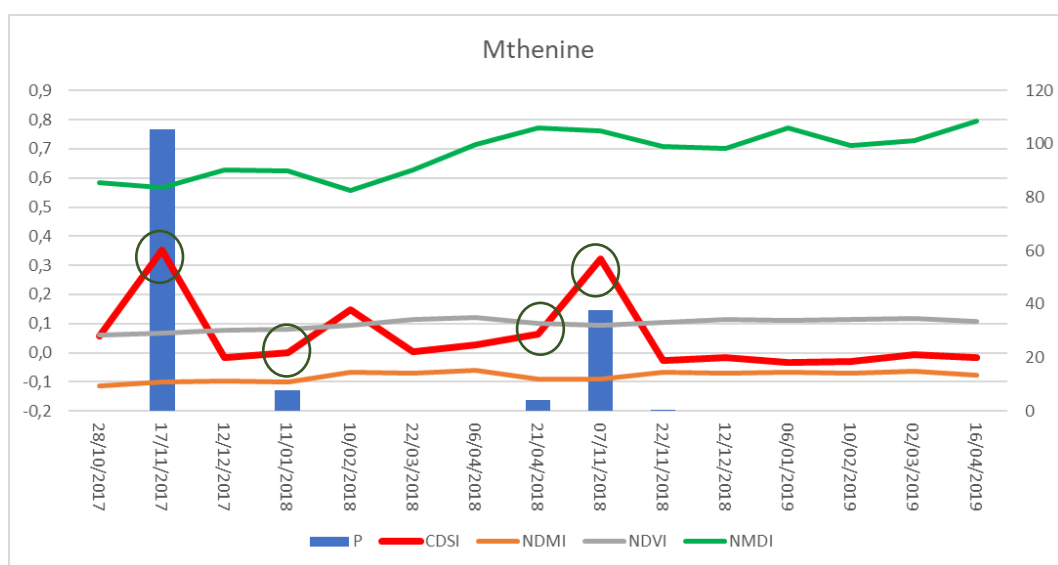


Figura 114: andamento della media degli indici calcolata per la zona di buffer intorno a Mthenine e precipitazioni registrate

Non essendo una zona con vegetazione, se non sporadica e stagionale, gli indici ottici risultano meno sensibili all'evento di precipitazione e quindi mostrano una scarsa variabilità fra le date analizzate.

L'indice combinato invece reagisce molto bene all'evento del Novembre 2017, valore dell'antecedenza pari a 105,4 mm, mostrando una variazione molto significativa in tutta l'area intorno alla stazione meteorologica di Mthenine (Figura 115).

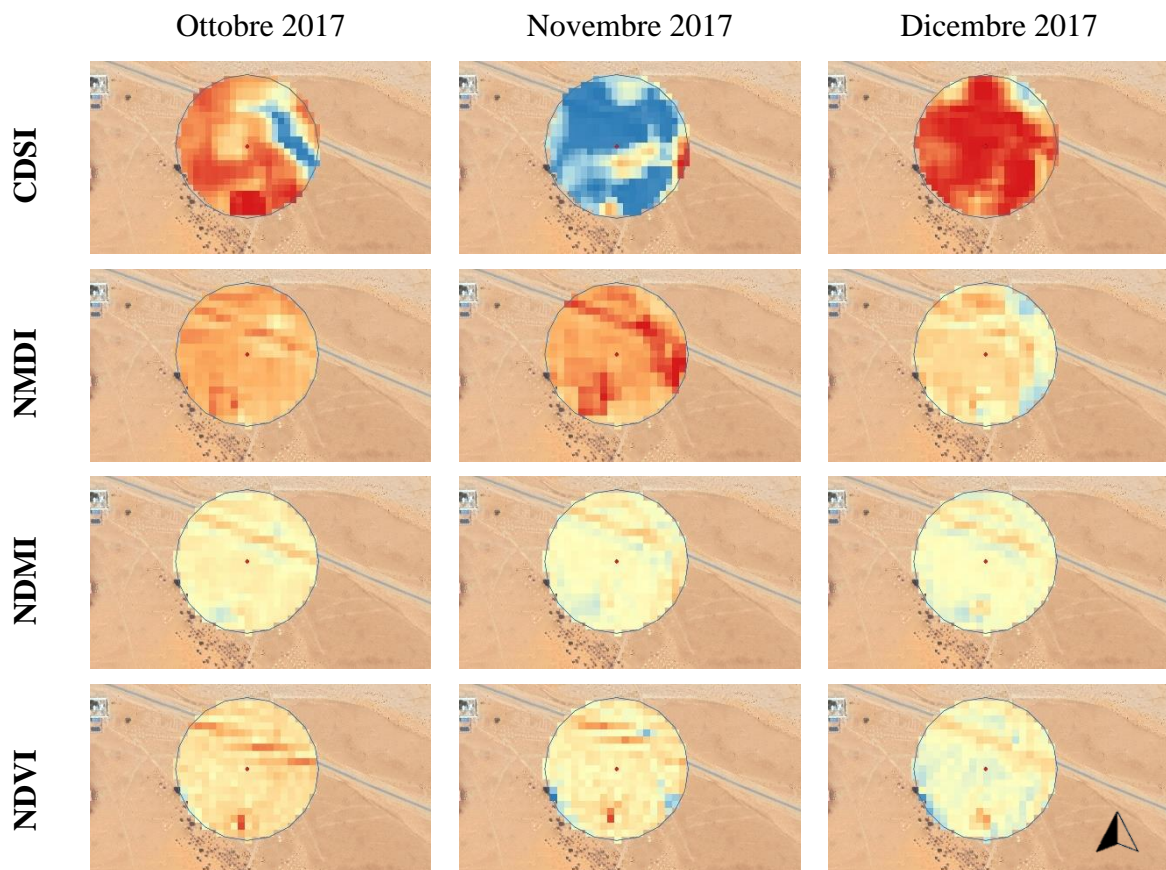


Figura 115: rappresentazione degli indici nella area intorno alla stazione di Mthenine (raggio circonferenza pari a 100 metri)

4. Discussione

Questa ricerca è stata condotta con un unico filo conduttore, ovvero l'uso sinergico di dati ottici e SAR, e per quanto riguarda la componente di identificazione di classi di Land Cover, è stato dimostrato come l'integrazione del rapporto fra le polarizzazioni VH/VV migliori tutte le classificazioni a prescindere da algoritmi o combinazioni di bande (Tabella 15).

		NDVI	NDVI +VH/VV	EVI	EVI+ VH/VV	NDRE	NDRE+ VH/VV	NDVI+ EVI	NDVI+ EVI+ VH/VV	NDVI+ NDRE	NDVI+ NDRE+ VH/VV	EVI+ NDRE	EVI+ NDRE+ VH/VV	NDVI+ EVI+ NDRE	NDVI+ EVI+ NDRE+ VH/VV
KEF	RF	0,71	0,85	0,62	0,74	0,4	0,52	0,67	0,87	0,68	0,75	0,66	0,72	-	-
	KNN	0,52	0,76	0,58	0,75	0,25	0,52	0,6	0,74	0,58	0,79	0,58	0,62	-	-
	ML	0,54	0,62	0,25	0,52	0,18	0,4	0,28	0,6	0,25	0,58	0,35	0,56	-	-
SILIANA	RF	0,29	0,32	0,33	0,38	0,27	0,31	0,33	0,44	0,33	0,35	0,3	0,34	-	-
	KNN	0,37	0,38	0,7	0,85	0,25	0,42	0,79	0,87	0,78	0,82	0,4	0,6	-	-
	ML	0,5	0,64	0,6	0,7	0,28	0,33	0,7	0,74	0,5	0,62	0,45	0,58	-	-
KAIROUAN	RF	0,46	0,49	0,4	0,43	0,35	0,4	0,44	0,49	0,47	0,52	0,45	0,55	0,5	0,67
	SVM	0,32	0,41	0,3	0,31	0,28	0,34	0,4	0,49	0,33	0,4	0,35	0,41	0,41	0,44
	KNN	0,32	0,37	0,37	0,48	0,26	0,35	0,35	0,4	0,42	0,45	0,4	0,42	0,45	0,5

Tabella 15: tabella di sintesi con i valori di K per le singole combinazioni di bande / algoritmi

Analizzando i singoli algoritmi nelle zone pilota investigate dal presente studio, e considerando le combinazioni che danno luogo ai migliori risultati, è possibile affermare come per Kairouan (Figura 116), che rappresenta una zona a spiccata vocazione agricola e con scarsa e rada vegetazione naturale, l'algoritmo RF fornisca in assoluto la miglior classificazione in tutte le classi di Land Cover.

Va inoltre rimarcata la difficoltà nel distinguere arboricoltura da olivicoltura, che può trovare spiegazione nella frequente presenza sia di piante giovani che di colture orticole fra le singole piante.

È interessante inoltre mettere in evidenza come l'algoritmo RF sia in grado di distinguere le zone a colture annuali in maniera decisamente migliore rispetto agli altri due algoritmi.

Prove fatte durante questo studio con combinazioni multitemporali, composte da date diverse all'interno dello stesso anno, non sono riuscite a produrre classificazioni con buoni valori di K e, quindi, questa tecnica probabilmente non è attuabile in zone dove le colture annuali abbiano un forte presenza e, di conseguenza, le stagionalità si sovrappongono impedendo una corretta identificazione a meno di non andare in estremo dettaglio differenziando le singole colture come classi di Land Cover.

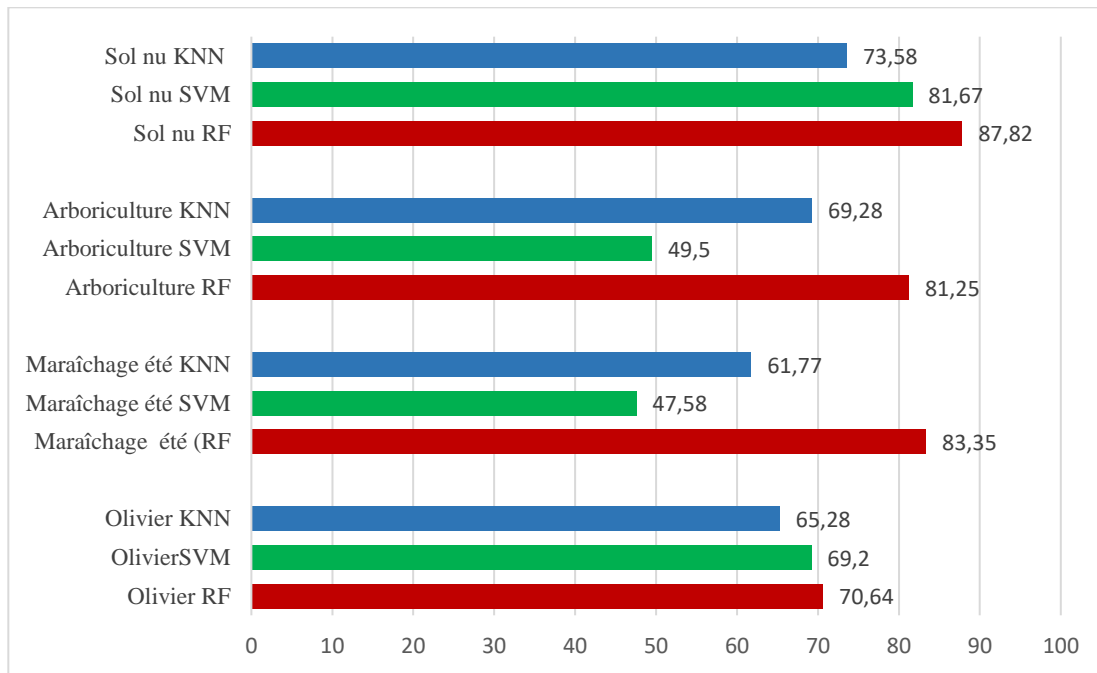


Figura 116: Valori di precisione per ogni singola classe suddivisi per i tre metodi di classificazione presi dalle migliori combinazioni di bande : Random Forest , K-NN et SVM (Kairouan)

In considerazione delle differenze osservate tra i diversi classificatori, si è verificato che il miglior risultato della classificazione dell'uso del suolo, anche per la zona di Le Khef è quello ottenuto tramite applicazione dell'algorithm Random Forest con una combinazione dei dati ottici (gli indici di vegetazione NDVI ed EVI) e dati radar (VH/VV) con una precisione complessiva del 92% e un indice kappa di circa 0,86.

L'uso di combinazioni multitemporali ha consentito di distinguere bene le classi specialmente se in presenza di marcati cambiamenti fenologici durante l'annualità.

La zona forestale, importante per l'area di Le Khef viene riconosciuta molto bene con tutti gli algoritmi usati, riscontrando sempre ben oltre il 90% di precisione, mentre la disposizione sul territorio della "macchia", in larghi blocchi omogenei, ne ha probabilmente facilitato l'individuazione da parte dell'algorithm ML che, viceversa, non è riuscito a ben identificare le zone a cereali e con arboricoltura che appaiono maggiormente frammentate.

L'algorithm K-NN, in un ambiente come questo, ovvero con una forte componente di vegetazione naturale, riesce comunque a garantire un buon risultato in tutte le classi specialmente se integrato con i dati derivanti da S-1 (Figura 117).

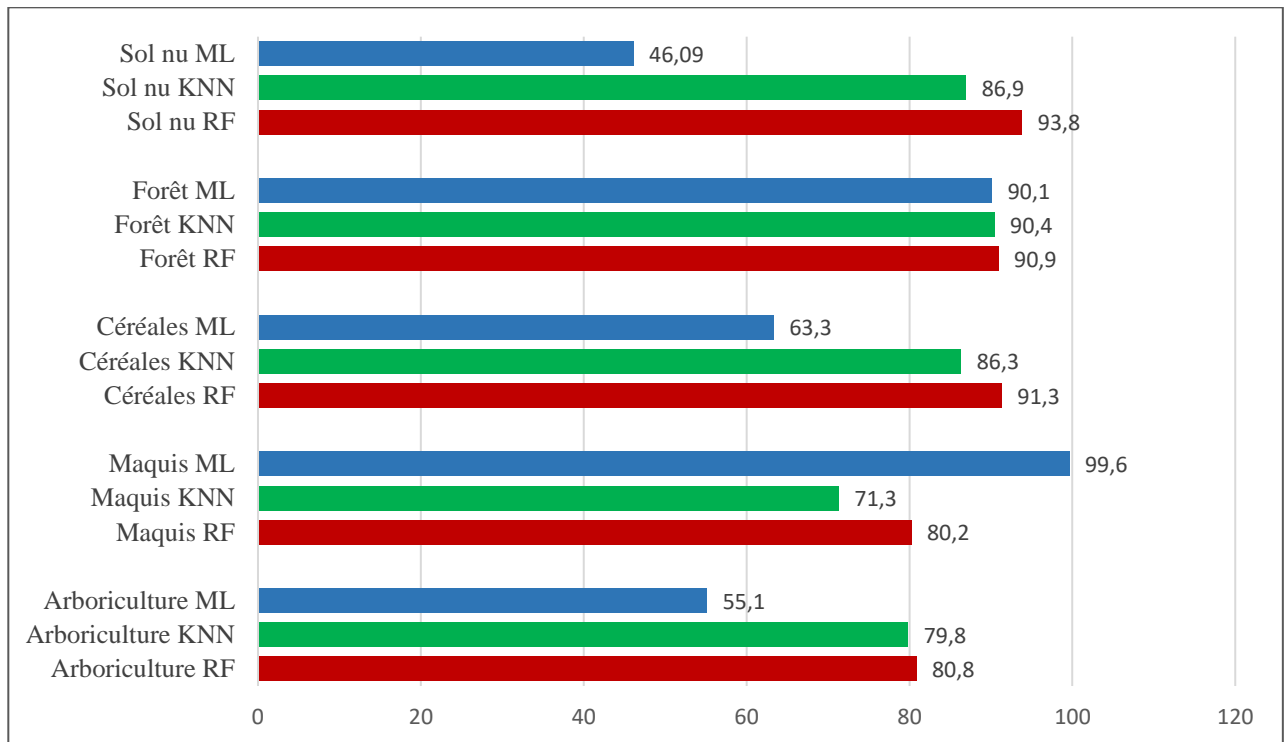


Figura 117: Valori di precisione per ogni singola classe suddivisi per i tre metodi di classificazione : Random Forest , K-NN et ML (Le Khaf)

L'interpretazione della zona di Siliana fornisce il miglior risultato con l'algoritmo K-NN anche se è necessario analizzare i risultati di ogni singola classe di land cover in quanto, visto il maggior numero di uso del suolo analizzati, i valori cambiano sensibilmente di classe in classe. Per quanto riguarda il settore agro-forestry, oggetto di questo studio, sia le foreste che l'arboricoltura sono realtà estremamente eterogenee e frammentate e, quindi, la maggior capacità dell'algoritmo K-NN di classificare singoli pixel in base a valori vicini e non medi per classe trova un riscontro nei risultati.

La stessa motivazione può essere addotta per la scarsa capacità dell'algoritmo RF di classificare correttamente la cerealicoltura e gli affioramenti rocciosi, probabilmente coperti a volte da sparsa vegetazione naturale, mentre zone relativamente omogenee, quali il suolo nudo ed i terreni a riposo per rotazione, trovano nell'algoritmo RF i migliori valori di precisione (Figura 118).

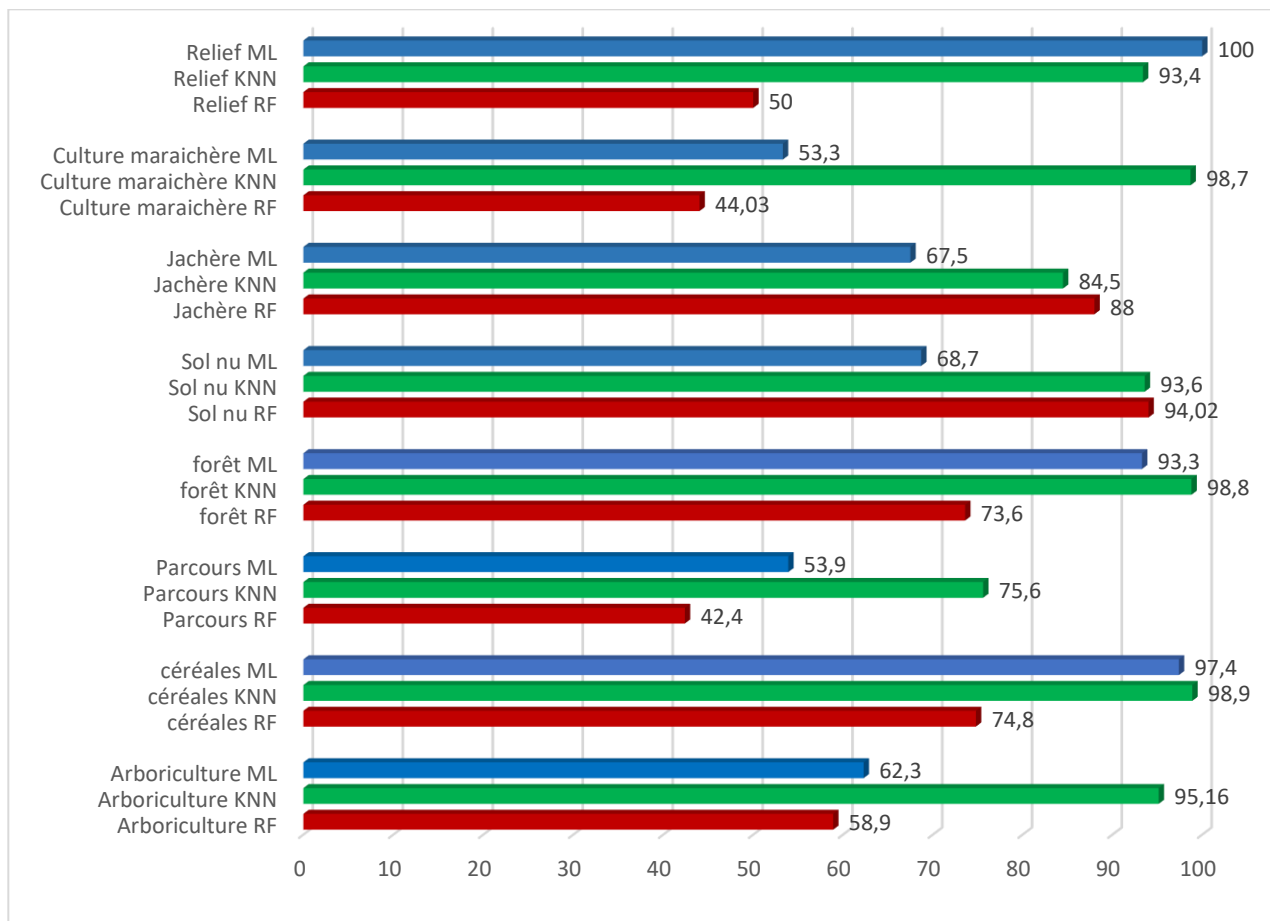


Figura 118: Valori di precisione per ogni singola classe suddivisi per i tre metodi di classificazione : Random Forest , K-NN et ML (Siliana)

All'interno del bacino idrografico oggetto dell'analisi in contesti aridi del sud della Tunisia, la retrodiffusione in banda C dei dati SAR (Sentinel-1), sebbene con una minore sensibilità all'umidità del suolo a causa della scarsa profondità di penetrazione del suolo, della forte influenza della copertura vegetale e della rugosità superficiale rispetto alla banda L, è riuscita a fornire dati SMC incoraggianti grazie all'applicazione di approcci di machine learning (Paloscia et al., 2013), (Santi et al., 2016)(Hachani et al., 2019).

I valori di SMC risultano infatti nella maggior parte dei casi in linea con i principali eventi di precipitazione registrati dalle stazioni meteorologiche presenti nell'area di studio.

L'integrazione dell'osservazione a microonde e ottica si è dimostrata utile soprattutto per il monitoraggio dei cambiamenti globali nelle regioni aride colpite da crescenti processi di siccità (Gangat et al., 2020) e la creazione di indici combinati, quali ad esempio il CDSI, ha permesso di identificare con maggior precisione rispetto ai soli indici derivati da sensori ottici le variazioni di umidità del suolo legate ad eventi rari quali sono quelli nelle zone aride analizzate.

Questi indici hanno dato migliori risultati nelle aree agroforestali pianeggianti, o con pendenza moderata, con densità non eccessiva di vegetazione che, nella fattispecie, è rappresentata da olivicoltura non irrigata.

La presenza di forti pendenze, con variazione di esposizione, viene tradotta per i dati SAR in valori bassi di LIA che, anche se non producono mascherature automatiche (*layover* e *shadow*) dei valori di backscatter, possono tradursi in una locale non corretta elaborazione delle carte di SMC e conseguentemente dei valori degli indici combinati.

Il DEM utilizzato, derivato da dati aperti e con una risoluzione spaziale di 30 metri, probabilmente non riesce a compensare completamente le zone ove si riscontrano le pendenze più elevate.

L'efficacia dei sensori attivi, in particolare SAR, nell'identificare l'umidità del suolo è stata comunque dimostrata in questa seconda attività di ricerca confermando quanto emerso da precedenti analisi condotte in ambiente agricolo/agroforestale (Zribi et al., 2019) così come hanno trovato conferma nei risultati della presente ricerca le conclusioni di studi realizzati sulle sensibilità all'umidità del suolo dei sensori in banda C, quali ad esempio S-1, che ne evidenziavano una riduzione passando dal suolo nudo alle aree vegetate (Balenzano et al., 2011).

5. Conclusioni

Questa ricerca ha avuto come obiettivo l'analisi di procedure per l'uso integrato di dati satellitari aperti ottici ed a microonde, attraverso strumenti open source, per la valutazione di componenti di agroforestry in ambienti aridi e semiaridi.

La crescente disponibilità di software, applicazioni per dispositivi mobili e dati satellitari aperti (quali ad esempio i prodotti Copernicus utilizzati nel presente studio) rende questi strumenti sempre più interessanti per la definizione ed il monitoraggio di molti parametri ambientali.

Nelle due zone analizzate della Tunisia si sono ottenuti risultati che hanno confermato come l'uso sinergico dei dati telerilevati ottici e SAR possa migliorare, rispetto a quanto ottenuto con i soli dati ottici, la precisione sia nella produzione di carte di uso del suolo che nella identificazione di parametri collegati all'umidità del suolo e della vegetazione.

Le classificazioni di Land Cover hanno fornito risultati incoraggianti pur se con oggettive limitazioni dovute alla forte eterogeneità di alcuni territori ed alla contingente difficoltà nel raccogliere un numero elevato di dati di verità a terra che, probabilmente, avrebbero contribuito ad aumentare la precisione dei prodotti finali.

Per le zone di Le Khef e Kairouan l'algoritmo che ha prodotto classificazioni con la precisione più elevata è stato quello del Random Forest mentre per Siliana, zona prettamente a vocazione agricola, l'algoritmo Nearest Neighbor ha fornito i risultati più soddisfacenti sempre analizzando una serie di indici di vegetazione, derivanti da dati ottici, ed il rapporto fra le polarizzazioni VH/VV dei dati SAR.

Per la ricerca condotta nel bacino idrografico del Wadi Hallouf/Oum Zessar, l'uso di un indice combinato SAR/ottico (CDSI) ha dimostrato una maggior sensibilità alla variazione di umidità collegata ad eventi di pioggia rispetto agli altri indici analizzati.

Così come per la produzione di carte di Land Cover, anche per questa componente un fattore limitante può essere identificato nell'assenza di una serie sistematica di dati raccolti sul territorio, con i quali sarebbe stato possibile migliorare sia la calibrazione dell'algoritmo a reti neurali utilizzato per il calcolo dell'umidità del suolo che la definizione di un parametro per il calcolo del CDSI.

In zone ad elevata pendenza, la disponibilità di un Modello Digitale del Terreno ad una risoluzione spaziale maggiore dei 30 metri utilizzati in questa ricerca, potrebbe altresì migliorare l'identificazione dei parametri di umidità.

6. Bibliografia

- Abdullah, S.A., Nakagoshi, N., 2007. Forest fragmentation and its correlation to human land use change in the state of Selangor, peninsular Malaysia. *For. Ecol. Manage.* 241. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2006.12.016>
- Afrasinei, G.M., Melis, M.T., Buttau, C., Arras, C., Pistis, M., Zerrim, A., Guied, M., Ouassar, M., Essifi, B., Zaied, M. Ben, Jlali, A., Jarray, H., Ghiglieri, G., 2017. Classification methods for detecting and evaluating changes in desertification-related features in arid and semiarid environments. *Euro-Mediterranean J. Environ. Integr.* 2. <https://doi.org/10.1007/s41207-017-0021-1>
- Alexandre, F., Mering, C., 2019. Perception et représentation des changements socio-environnementaux dans les sociétés rurales en Afrique de l'Ouest sahélienne et soudanienne. *Espac. Geogr.* 48. <https://doi.org/10.3917/eg.482.0097>
- Ali, M.Z., Qazi, W., Aslam, N., 2018. A comparative study of ALOS-2 PALSAR and landsat-8 imagery for land cover classification using maximum likelihood classifier. *Egypt. J. Remote Sens. Sp. Sci.* 21. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2018.03.003>
- Alpaydin, E., 2020. *Introduction to Machine Learning, Fourth Edition.*
- Anderson, J.R., Hardy, E.E., Roach, J.T., Witmer, R.E., 1976. *LAND USE AND LAND COVER CLASSIFICATION SYSTEM FOR USE WITH REMOTE SENSOR DATA. U S Geol Surv, Prof Pap.*
- Aubert, Georges, Betremieux, Bonfils, Paul, Bonneau, Boulaine, Dejou, Delmas, Drouineau, Duchaufour, Dupuis, Jacques, Dutil, Flon, Fournier, Frédéric, Gelpe, Geze, Hebert, Henin, Horemans, 1968. *Classification des sols : édition 1967.*
- Avtar, R., Komolafe, A.A., Kouser, A., Singh, D., Yunus, A.P., Dou, J., Kumar, P., Gupta, R., Das, Johnson, B.A., Thu Minh, H.V., Aggarwal, A.K., Kurniawan, T.A., 2020. Assessing sustainable development prospects through remote sensing: A review. *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.* <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100402>
- Ayari, E., Kassouk, Z., Lili-Chabaane, Z., Baghdadi, N., Bousbih, S., Zribi, M., 2021. Cereal crops soil parameters retrieval using L-band ALOS-2 and C-band sentinel-1 sensors. *Remote Sens.* 13. <https://doi.org/10.3390/rs13071393>
- Bachir, M., 2013. *Dynamique des services écosystémiques dans le bassin versant d'Oum Zessar (Sud Est tunisien).* Carthage University.
- Baghdadi N. et Zribi M., 2016. Observation des surfaces continentales par télédétection optique Techniques et méthodes. pp. 73–103.
- Baghdadi, N., Gaultier, S., King, C., 2002. Retrieving surface roughness and soil moisture from synthetic aperture radar (SAR) data using neural networks. *Can. J. Remote Sens.* 28. <https://doi.org/10.5589/m02-066>
- Balenzano, A., Mattia, F., Satalino, G., Davidson, M.W.J., 2011. Dense Temporal Series of C- and L-band SAR Data for Soil Moisture Retrieval Over Agricultural Crops. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 4. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2010.2052916>
- Bannari, A., Morin, D., Bonn, F., Huete, A.R., 1995. A review of vegetation indices. *Remote Sens. Rev.* 13. <https://doi.org/10.1080/02757259509532298>
- Barton, D.K., 2005. Radar system analysis and modeling. *IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag.* 20. <https://doi.org/10.1109/maes.2005.1423386>

- Benz, U.C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M., 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 58, 239–258. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2003.10.002>
- Blaschke, T., 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Boiarskii, B., 2019. Comparison of NDVI and NDRE Indices to Detect Differences in Vegetation and Chlorophyll Content. *J. Mech. Contin. Math. Sci.* spl1. <https://doi.org/10.26782/jmcms.spl.4/2019.11.00003>
- Brodley, C.E., Friedl, M.A., 1997. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* 61. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00049-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00049-7)
- C. Leduc, R. Calvez, R. Beji, Y. Nazoumou, G. Lacombe, C.A., 2007. Evolution de la ressource en eau dans la vallée du Merguellil (Tunisie centrale).
- CCRS, 2015. Tutorial: Fundamentals of Remote Sensing by Canada Centre for Remote Sensing [WWW Document]. *Canada Cent. Remote Sens.*
- Chakhar, A., Hernández-López, D., Ballesteros, R., Moreno, M.A., 2021. Improving the accuracy of multiple algorithms for crop classification by integrating sentinel-1 observations with sentinel-2 data. *Remote Sens.* 13. <https://doi.org/10.3390/rs13020243>
- Chirici, G., Giannetti, F., Mazza, E., Francini, S., Travaglini, D., Pegna, R., White, J.C., 2020. Monitoring clearcutting and subsequent rapid recovery in Mediterranean coppice forests with Landsat time series. *Ann. For. Sci.* 77. <https://doi.org/10.1007/s13595-020-00936-2>
- Chirici, G., Mura, M., McInerney, D., Py, N., Tomppo, E.O., Waser, L.T., Travaglini, D., McRoberts, R.E., 2016. A meta-analysis and review of the literature on the k-Nearest Neighbors technique for forestry applications that use remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.001>
- Choudhury, B.J., 1992. Multispectral satellite observations for arid land studies. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 47, 101–126. [https://doi.org/10.1016/0924-2716\(92\)90028-8](https://doi.org/10.1016/0924-2716(92)90028-8)
- Claverie, M., Demarez, V., Duchemin, B., Hagolle, O., Ducrot, D., Marais-Sicre, C., Dejoux, J.F., Huc, M., Keravec, P., Béziat, P., Fieuzal, R., Ceschia, E., Dedieu, G., 2012. Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data. *Remote Sens. Environ.* 124. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.005>
- Clemente, J.P., Fontanelli, G., Ovando, G.G., Roa, Y.L.B., Lapini, A., Santi, E., 2020. GOOGLE EARTH ENGINE: APPLICATION OF ALGORITHMS FOR REMOTE SENSING OF CROPS IN TUSCANY (ITALY). *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* XLII-3/W12, 291–296. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-W12-2020-291-2020>
- Congalton, R.G., 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* 37. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- Congedo, L., 2021. Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. *J. Open Source Softw.* 6, 3172. <https://doi.org/10.21105/joss.03172>
- Corgne, S., Hubert-Moy, L., Betbeder, J., 2016. Monitoring of Agricultural Landscapes Using Remote Sensing Data, in: *Land Surface Remote Sensing in Agriculture and Forest.* <https://doi.org/10.1016/B978-1-78548-103-1.50006-6>
- Debats, S.R., Luo, D., Estes, L.D., Fuchs, T.J., Caylor, K.K., 2016. A generalized computer

- vision approach to mapping crop fields in heterogeneous agricultural landscapes. *Remote Sens. Environ.* 179. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.03.010>
- Del Frate, F., Ferrazzoli, P., Schiavon, G., 2003. Retrieving soil moisture and agricultural variables by microwave radiometry using neural networks. *Remote Sens. Environ.* 84. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00105-0](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00105-0)
- Delgado-Artés, R., Garófano-Gómez, V., Oliver-Villanueva, J.V., Rojas-Briales, E., 2022. Land use/cover change analysis in the Mediterranean region: a regional case study of forest evolution in Castelló (Spain) over 50 years. *Land use policy* 114. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105967>
- Dell, H.A., 1963. *Introduction to Radar Systems*. Merrill I. Skolnik. McGraw-Hill Book Co., London and New York. 1962. 648 pp. Illustrated. £5 12s. 6d. *J. R. Aeronaut. Soc.* 67, 313–313. <https://doi.org/10.1017/S0368393100078755>
- Denli, Hayri Hakan, and G.O.D. 26. . (2017): 520-526., 2017. The use of soil and water resources at the Mediterranean region in Turkey. *Fresenius Environ. Bull.* 26.1, 520–526.
- Estoque, R.C., 2020. A review of the sustainability concept and the state of SDG monitoring using remote sensing. *Remote Sens.* <https://doi.org/10.3390/rs12111770>
- Farhani, N., Carreau, J., Kassouk, Z., Le Page, M., Lili Chabaane, Z., Boulet, G., 2022. Analysis of Multispectral Drought Indices in Central Tunisia. *Remote Sens.* 14, 1813. <https://doi.org/10.3390/rs14081813>
- Fayama, T., Dabiré, D., Ba, A., 2020. Chapitre 22. Perceptions du changement climatique et stratégies paysannes d'adaptation, in: *Risques Climatiques et Agriculture En Afrique de l'Ouest*. <https://doi.org/10.4000/books.irdeditions.36509>
- Feddema, J.J., Oleson, K.W., Bonan, G.B., Mearns, L.O., Buja, L.E., Meehl, G.A., Washington, W.M., 2005. The Importance of Land-Cover Change in Simulating Future Climates. *Science* (80-.). 310, 1674–1678. <https://doi.org/10.1126/science.1118160>
- Fetoui, M., 2011. Évaluer et suivre la désertification en zones arides tunisiennes pour accompagner l'aide à la décision: dynamiques interactives « Climat-Homme-Espace Ressources naturelles » via les paysages. Paul Valéry University - Montpellier III.
- Fichera, C.R., Modica, G., Pollino, M., 2012. Land Cover classification and change-detection analysis using multi-temporal remote sensed imagery and landscape metrics. *Eur. J. Remote Sens.* 45. <https://doi.org/10.5721/EuJRS20124501>
- Fisher, P., 1997. The pixel: A snare and a delusion. *Int. J. Remote Sens.* 18, 679–685. <https://doi.org/10.1080/014311697219015>
- Fontanelli, G., Paloscia, S., Zribi, M., Chahbi, A., 2013. Sensitivity analysis of X-band SAR to wheat and barley leaf area index in the Merguellil Basin. *Remote Sens. Lett.* 4. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2013.842285>
- Franklin, J.F., Spies, T.A., Pelt, R. Van, Carey, A.B., Thornburgh, D.A., Berg, D.R., Lindenmayer, D.B., Harmon, M.E., Keeton, W.S., Shaw, D.C., Bible, K., Chen, J., 2002. Disturbances and structural development of natural forest ecosystems with silvicultural implications, using Douglas-fir forests as an example. *For. Ecol. Manage.* 155. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(01\)00575-8](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(01)00575-8)
- Fung, A.K., 1994. Microwave scattering and emission models and their applications. *Microw. Scatt. Emiss. Model. Their Appl.*
- Gangat, R., Van Deventer, H., Naidoo, L., Adam, E., 2020. Estimating soil moisture using Sentinel-1 and Sentinel-2 sensors for dryland and palustrine wetland areas. *S. Afr. J. Sci.*

116. <https://doi.org/10.17159/sajs.2020/6535>
- GCOS, 2016. The Global Observing System For Climate Implementation Needs. World Meteorol. Organ. 200.
- Genin, D., Guillaume, H., Ouessar, M., Ouled Belgacem, A., Romagny, B., Sghaier, M., Taamallah, H.C.N., 2006. Entre désertification et développement : la Jeffara tunisienne 351 ST-Entre désertification et développement :
- Girard, M.C. and Girard, C.M., 1999. Traitement des données de télédétection. Paris.
- Goetz, A.F.H., Vane, G., Solomon, J.E., Rock, B.N., 1985. Imaging spectrometry for earth remote sensing. *Science* (80-). 228. <https://doi.org/10.1126/science.228.4704.1147>
- Griffith, D.A., 2003. Spatial Filtering. pp. 91–130. https://doi.org/10.1007/978-3-540-24806-4_4
- Hachani, A., Ouessar, M., Paloscia, S., Santi, E., Pettinato, S., 2019. Soil moisture retrieval from Sentinel-1 acquisitions in an arid environment in Tunisia: application of Artificial Neural Networks techniques. *Int. J. Remote Sens.* 40. <https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1629503>
- Hansen, M.C., Loveland, T.R., 2012. A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. *Remote Sens. Environ.* <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.024>
- Hegazy, I.R., Kaloop, M.R., 2015. Monitoring urban growth and land use change detection with GIS and remote sensing techniques in Daqahlia governorate Egypt. *Int. J. Sustain. Built Environ.* 4. <https://doi.org/10.1016/j.ijbsbe.2015.02.005>
- Henchiri, M., Zhang, S., Essifi, B., Ouessar, M., Bai, Y., Jiahua, Z., 2020. Land cover change of arid environment in Tunisia based on analysis of Landsat images. *Afr. J. Ecol.* 58. <https://doi.org/10.1111/aje.12761>
- Houghton, R.A., House, J.I., Pongratz, J., Van Der Werf, G.R., Defries, R.S., Hansen, M.C., Le Quéré, C., Ramankutty, N., 2012. Carbon emissions from land use and land-cover change. *Biogeosciences* 9. <https://doi.org/10.5194/bg-9-5125-2012>
- Hua, L., Wang, H., Sui, H., Wardlow, B., Hayes, M.J., Wang, J., 2019. Mapping the spatial-temporal dynamics of vegetation response lag to drought in a semi-arid region. *Remote Sens.* 11. <https://doi.org/10.3390/rs11161873>
- Kassouk, Z., Mabrouki, R., Mougnot, B., Lili Chabaane, Z., 2018. Annual and seasonal agriculture land-use mapping using remote sensing in case of arid region, in: EGU General Assembly Conference Abstracts. EGU, Viena, Austria, p. 13677.
- Kchouk, S., Braiki, H., Habaieb, H., Burte, J., 2019. Kairouan plain lowlands: from marginalized lands to experimental agriculture. *Cah. Agric.* 24. <https://doi.org/10.1684/agr.2015.0790>
- Knipling, E.B., 1970. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. *Remote Sens. Environ.* 1. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(70\)80021-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(70)80021-9)
- Kriegler, F.J., Malila, W.A., Nalepka, R.F., Richardson, W., 1969. Preprocessing transformations and their effects on multispectral recognition. *Proc. 6th Int. Symp. Remote Sens. Environ.*
- La Mela Veca, D.S., Cullotta, S., Sferlazza, S., Maetzke, F.G., 2016. Anthropogenic influences in land Use/Land cover changes in mediterranean forest landscapes in Sicily. *Land* 5. <https://doi.org/10.3390/land5010003>

- Lapini, A., Pettinato, S., Santi, E., Paloscia, S., Fontanelli, G., Garzelli, A., 2020. Comparison of machine learning methods applied to SAR images for forest classification in mediterranean areas. *Remote Sens.* 12. <https://doi.org/10.3390/rs12030369>
- Leinenkugel, P., Wolters, M.L., Kuenzer, C., Oppelt, N., Dech, S., 2014. Sensitivity analysis for predicting continuous fields of tree-cover and fractional land-cover distributions in cloud-prone areas. *Int. J. Remote Sens.* 35. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.890302>
- Liaw, A., Matthew, W., 2004. Classification and Regression by random Forest. *J. Dent. Res.* 83.
- Lillesand, T.M., Kiefer, R.W., 1979. Remote sensing and image interpretation. *Remote Sens. image Interpret.* <https://doi.org/10.2307/634969>
- Ma, L., Li, M., Ma, X., Cheng, L., Du, P., Liu, Y., 2017. A review of supervised object-based land-cover image classification. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.06.001>
- Macelloni, G., Paloscia, S., Pampaloni, P., Sigismondi, S., De Matthaeis, P., Ferrazzoli, P., Schiavon, G., Solimini, D., 1999. The SIR-C/X-SAR experiment on Montespertoli: Sensitivity to hydrological parameters. *Int. J. Remote Sens.* 20. <https://doi.org/10.1080/014311699211958>
- Maître, H., 2010. Processing of Synthetic Aperture Radar Images, *Processing of Synthetic Aperture Radar Images.* <https://doi.org/10.1002/9780470611111>
- Malek, Ž., Verburg, P.H., 2020. Mapping global patterns of land use decision-making. *Glob. Environ. Chang.* 65. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2020.102170>
- Myburgh, G., Niekerk, A. Van, 2013. Effect of Feature Dimensionality on Object-based Land Cover Classification: A Comparison of Three Classifiers. *South African J. Geomatics* 2.
- Nanzad, L., Zhang, J., Tuvdendorj, B., Nabil, M., Zhang, S., Bai, Y., 2019. NDVI anomaly for drought monitoring and its correlation with climate factors over Mongolia from 2000 to 2016. *J. Arid Environ.* 164, 69–77. <https://doi.org/10.1016/J.JARIDENV.2019.01.019>
- NASA, n.d. No Title [WWW Document]. URL https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring_vegetation_2.php
- Otukei, J.R., Blaschke, T., 2010. Land cover change assessment using decision trees, support vector machines and maximum likelihood classification algorithms. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 12. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2009.11.002>
- Ouerchefani, D., 2012. Caractérisation et suivi des états de surfaces éolisés en Tunisie présaharienne : approches stationnelle et spatiale. Tunis El Manar University.
- Ouessar, M., 2007. Hydrological Impacts of Rainwater Harvesting In Wadi Oum Zessar Watershed (Southern Tunisia). Ghent University.
- Pachauri, R.K., Allen, M.R., Barros, V.R., Broome, J., Cramer, W., Christ, R., Church, J. a., Clarke, L., Dahe, Q., Dasgupta, P., Dubash, N.K., Edenhofer, O., Elgizouli, I., Field, C.B., Forster, P., Friedlingstein, P., Fuglestvedt, J., Gomez-Echeverri, L., Hallegatte, S., Hegerl, G., Howden, M., Jiang, K., Jimenez Cisneros, B., Kattsov, V., Lee, H., Mach, K.J., Marotzke, J., Mastrandrea, M.D., Meyer, L., Minx, J., Mulugetta, Y., O'Brien, K., Oppenheimer, M., Pereira, J.J., Pichs-Madruga, R., Plattner, G.K., Pörtner, H.-O., Power, S.B., Preston, B., Ravindranath, N.H., Reisinger, A., Riahi, K., Rusticucci, M., Scholes, R., Seyboth, K., Sokona, Y., Stavins, R., Stocker, T.F., Tschakert, P., van Vuuren, D., van

- Ypersele, J.-P., 2014. IPCC, 2014. Clim. Chang. 2014 Synth. Rep. Summ. Policymakers.
- Paloscia, S., Pettinato, S., Santi, E., Notarnicola, C., Pasolli, L., Reppucci, A., 2013. Soil moisture mapping using Sentinel-1 images: Algorithm and preliminary validation. *Remote Sens. Environ.* 134. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.02.027>
- Pecchi, M., Marchi, M., Moriondo, M., Forzieri, G., Ammoniaci, M., Bernetti, I., Bindi, M., Chirici, G., 2020. Potential impact of climate change on the forest coverage and the spatial distribution of 19 key forest tree species in Italy under RCP4.5 IPCC trajectory for 2050s. *Forests* 11. <https://doi.org/10.3390/F11090934>
- Pérez-Hoyos, A., Udías, A., Rembold, F., 2020. Integrating multiple land cover maps through a multi-criteria analysis to improve agricultural monitoring in Africa. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 88. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102064>
- Peters, A.J., Walter-Shea, E.A., Ji, L., Viña, A., Hayes, M., Svoboda, M.D., 2002. Drought monitoring with NDVI-based Standardized Vegetation Index. *Photogramm. Eng. Remote Sensing* 68.
- Pettorelli, N., Vik, J.O., Mysterud, A., Gaillard, J.M., Tucker, C.J., Stenseth, N.C., 2005. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends Ecol. Evol.* <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011>
- Pielke, R.A., 2005. Misdefining “climate change”: Consequences for science and action. *Environ. Sci. Policy* 8. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2005.06.013>
- Ray, Patrick A.; Brown, C.M., 2015. *Confronting Climate Uncertainty in Water Resources Planning and Project Design : The Decision Tree Framework.*
- Reed, B.C., Brown, J.F., VanderZee, D., Loveland, T.R., Merchant, J.W., Ohlen, D.O., 1994. Measuring phenological variability from satellite imagery. *J. Veg. Sci.* 5. <https://doi.org/10.2307/3235884>
- Samaniego, L., Schulz, K., 2009. Supervised classification of agricultural land cover using a modified k-NN technique (MNN) and Landsat remote sensing imagery. *Remote Sens.* 1. <https://doi.org/10.3390/rs1040875>
- Santi, E., 2016. Neural Networks Applications for the Remote Sensing of Hydrological Parameters, in: *Artificial Neural Networks - Models and Applications.* <https://doi.org/10.5772/63165>
- Santi, E., Baroni, F., Fontanelli, G., Lapini, A., Palchetti, E., Paloscia, S., Pampaloni, P., Pettinato, S., Pilia, S., Ramat, G., Santurri, L., 2022. High Resolution Mapping of Vegetation Biomass and Soil Moisture by Using AMSR2, Sentinel-1 and Machine Learning, in: *IGARSS 2022 - 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium.* IEEE, pp. 4943–4946. <https://doi.org/10.1109/IGARSS46834.2022.9884950>
- Santi, E., Chiesi, M., Fontanelli, G., Lapini, A., Paloscia, S., Pettinato, S., Ramat, G., Santurri, L., 2021. Mapping woody volume of Mediterranean forests by using SAR and machine learning: A case study in central Italy. *Remote Sens.* 13. <https://doi.org/10.3390/rs13040809>
- Santi, E., Paloscia, S., Pampaloni, P., Pettinato, S., Nomaki, T., Seki, M., Sekiya, K., Maeda, T., 2017. Vegetation Water Content Retrieval by Means of Multifrequency Microwave Acquisitions from AMSR2. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 10. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2703629>
- Santi, E., Paloscia, S., Pettinato, S., Fontanelli, G., 2016. Application of artificial neural networks for the soil moisture retrieval from active and passive microwave spaceborne

- sensors. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 48. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.08.002>
- Santi, E., Paloscia, S., Pettinato, S., Notarnicola, C., Pasolli, L., Pistori, A., 2013. Comparison between SAR soil moisture estimates and hydrological model simulations over the Scrivia test site. *Remote Sens.* 5. <https://doi.org/10.3390/rs5104961>
- Sati, V.P., 2014. Land-use/cover changes in the kewer gadhera sub-watershed, central himalaya, in: *Impact of Global Changes on Mountains: Responses and Adaptation.* <https://doi.org/10.1201/b17963>
- Schiettecatte, W., Ouassar, M., Gabriels, D., Tanghe, S., Heirman, S., Abdelli, F., 2005. Impact of water harvesting techniques on soil and water conservation: A case study on a micro catchment in southeastern Tunisia. *J. Arid Environ.* 61. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2004.09.022>
- Schulz, D., Yin, H., Tischbein, B., Verleysdonk, S., Adamou, R., Kumar, N., 2021. Land use mapping using Sentinel-1 and Sentinel-2 time series in a heterogeneous landscape in Niger, Sahel. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 178. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.06.005>
- Sharma, Seema, Agrawal, J., Agarwal, S., Sharma, Sanjeev, 2013. Machine learning techniques for data mining: A survey, in: *2013 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, IEEE ICCIC 2013.* <https://doi.org/10.1109/ICCIC.2013.6724149>
- Si Salah, H., Goldin, S.E., Rezgui, A., Nour El Islam, B., Ait-Aoudia, S., 2020. What is a remote sensing change detection technique? Towards a conceptual framework. *Int. J. Remote Sens.* 41. <https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1674463>
- Sruthi, S., Aslam, M.A.M., 2015. Agricultural Drought Analysis Using the NDVI and Land Surface Temperature Data; a Case Study of Raichur District. *Aquat. Procedia* 4, 1258–1264. <https://doi.org/10.1016/J.AQPRO.2015.02.164>
- Steinhausen, M.J., Wagner, P.D., Narasimhan, B., Waske, B., 2018. Combining Sentinel-1 and Sentinel-2 data for improved land use and land cover mapping of monsoon regions. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 73. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.08.011>
- STEINWART I.; CHRISTMANN A., 2008. Support Vector Machines.
- Story, M., Congalton, R.G., 1986. Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 52.
- Sumarga, E., Hein, L., 2014. Mapping ecosystem services for land use planning, the case of Central Kalimantan. *Environ. Manage.* 54. <https://doi.org/10.1007/s00267-014-0282-2>
- Talukdar, S., Singha, P., Mahato, S., Shahfahad, Pal, S., Liou, Y.A., Rahman, A., 2020. Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations-A review. *Remote Sens.* 12. <https://doi.org/10.3390/rs12071135>
- Tavares, P.A., Beltrão, N.E.S., Guimarães, U.S., Teodoro, A.C., 2019. Integration of sentinel-1 and sentinel-2 for classification and LULC mapping in the urban area of Belém, eastern Brazilian Amazon. *Sensors (Switzerland)* 19. <https://doi.org/10.3390/s19051140>
- Tin Kam Ho, 1998. The random subspace method for constructing decision forests. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 20, 832–844. <https://doi.org/10.1109/34.709601>
- Transforming Our World: The 2030 Agenda for Sustainable Development, 2018. , in: *A New Era in Global Health.* <https://doi.org/10.1891/9780826190123.ap02>
- Ulaby, F.T., Moore, R.K., Fung, A.K., 1981. Microwave remote sensing: active and passive.

Volume I: microwave remote sensing fundamentals and radiometry. *Microw. Remote Sens. Act. Passiv. Vol. I Microw. Remote Sens. Fundam. Radiom.*

- Vadrevu, K.P., 2013. *Introduction to Remote Sensing (FIFTH EDITION)*. By J. B. Campbell and R. H. Wynne. Guilford Press, New York, USA, 2011. ISBN 978 160918 176 5. 297 mm × 210 mm, xxxii + 670 pages. Price US\$95.00 hardback. *Photogramm. Rec.* 28. <https://doi.org/10.1111/phor.12021>
- Vaglio Laurin, G., Ding, J., Disney, M., Bartholomeus, H., Herold, M., Papale, D., Valentini, R., 2019. Tree height in tropical forest as measured by different ground, proximal, and remote sensing instruments, and impacts on above ground biomass estimates. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 82. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101899>
- Volcani, A., Karnieli, A., Svoray, T., 2005. The use of remote sensing and GIS for spatio-temporal analysis of the physiological state of a semi-arid forest with respect to drought years. *For. Ecol. Manage.* 215, 239–250. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2005.05.063>
- Wagner, W., Sabel, D., Doubkova, M., Hornacek, M., Schlaffer, S., Bartsch, A., 2012. Prospects of Sentinel-1 for land applications, in: *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2012.6351184>
- Wentz, E.A., Anderson, S., Fragkias, M., Netzband, M., Mesev, V., Myint, S.W., Quattrochi, D., Rahman, A., Seto, K.C., 2014. Supporting global environmental change research: A review of trends and knowledge gaps in urban remote sensing. *Remote Sens.* <https://doi.org/10.3390/rs6053879>
- World Meteorological Organization, 2019. *WMO atlas of mortality and economic losses from weather, climate and water extremes.*
- Xie, Y., Sha, Z., Yu, M., 2008. Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review. *J. Plant Ecol.* 1. <https://doi.org/10.1093/jpe/rtm005>
- Zribi, M., Baghdadi, N., Bousbih, S., El-Hajj, M., Gao, Q., 2019. Surface moisture and irrigation mapping at agricultural field scale using the Synergy sentinel-1/sentinel-2 data, in: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-W6-357-2019>
- Zribi, M., Pardé, M., Boutin, J., Fanise, P., Hauser, D., Dechambre, M., Kerr, Y., Leduc-Leballeur, M., Reverdin, G., Skou, N., Søbjaerg, S., Albergel, C., Calvet, J.C., Wigneron, J.P., Lopez-Baeza, E., Rius, A., Tenerelli, J., 2011. CAROLS: A new airborne L-band radiometer for ocean surface and land observations. *Sensors* 11. <https://doi.org/10.3390/s110100719>

7. Allegati

7.1. Allegato 1: Elenco delle immagini utilizzate

Immagini Sentinel - 1

1	S1A_IW_GRDH_1SDV_20161117T172016_20161117T172041_013985_01687E_89E6
2	S1A_IW_GRDH_1SDV_20161129T171951_20161129T172016_014160_016DE6_B332
3	S1A_IW_GRDH_1SDV_20161129T172016_20161129T172041_014160_016DE6_57DD
4	S1A_IW_GRDH_1SDV_20161211T172015_20161211T172040_014335_017376_66B9
5	S1A_IW_GRDH_1SDV_20161223T171950_20161223T172015_014510_0178EB_6586
6	S1A_IW_GRDH_1SDV_20161223T172015_20161223T172040_014510_0178EB_6600
7	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170104T171948_20170104T172013_014685_017E3E_1E9A
8	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170104T172013_20170104T172038_014685_017E3E_987A
9	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170209T171948_20170209T172013_015210_018E7B_66B8
10	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170209T172013_20170209T172038_015210_018E7B_0432
11	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170221T171947_20170221T172012_015385_0193E8_BE18
12	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170221T172012_20170221T172037_015385_0193E8_FAE0
13	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170305T171947_20170305T172012_015560_019933_1891
14	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170305T172012_20170305T172037_015560_019933_8FE1
15	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170317T171948_20170317T172013_015735_019E70_2E30
16	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170317T172013_20170317T172038_015735_019E70_B1B5
17	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170329T171948_20170329T172013_015910_01A3A4_1D2C
18	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170329T172013_20170329T172038_015910_01A3A4_512F
19	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170410T171948_20170410T172013_016085_01A8EA_FACF
20	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170609T171952_20170609T172017_016960_01C3B4_25A8
21	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170727T171954_20170727T172019_017660_01D903_F6A4
22	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170727T172019_20170727T172044_017660_01D903_F1B9
23	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170808T171955_20170808T172020_017835_01DE5F_6085
24	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170808T172020_20170808T172045_017835_01DE5F_8CCC
25	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170820T171956_20170820T172021_018010_01E3AA_745E
26	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170820T172021_20170820T172046_018010_01E3AA_7A21
27	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170901T171956_20170901T172021_018185_01E8EE_1663
28	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170901T172021_20170901T172046_018185_01E8EE_8436
29	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170913T171956_20170913T172021_018360_01EE65_2AFE
30	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170913T172021_20170913T172046_018360_01EE65_BBA9
31	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170925T171957_20170925T172022_018535_01F3C8_1842
32	S1A_IW_GRDH_1SDV_20170925T172022_20170925T172047_018535_01F3C8_A16F
33	S1A_IW_GRDH_1SDV_20171007T172022_20171007T172047_018710_01F913_F97E
34	S1A_IW_GRDH_1SDV_20171031T171957_20171031T172022_019060_0203C8_2AAC
35	S1A_IW_GRDH_1SDV_20171031T172022_20171031T172047_019060_0203C8_9407
36	S1A_IW_GRDH_1SDV_20171112T171957_20171112T172022_019235_020931_9967
37	S1A_IW_GRDH_1SDV_20171124T171957_20171124T172022_019410_020EB7_FBA2
38	S1A_IW_GRDH_1SDV_20171124T172022_20171124T172047_019410_020EB7_C35C
39	S1A_IW_GRDH_1SDV_20171206T171956_20171206T172021_019585_021434_DB8E
40	S1A_IW_GRDH_1SDV_20171206T172021_20171206T172046_019585_021434_82BA

41	S1A_IW_GRDH_1SDV_20171218T171956_20171218T172021_019760_0219A2_B4EE
42	S1A_IW_GRDH_1SDV_20171218T172021_20171218T172046_019760_0219A2_0E28
43	S1A_IW_GRDH_1SDV_20171230T172020_20171230T172045_019935_021F10_23D2
44	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180111T172020_20180111T172045_020110_02249A_7BCE
45	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180123T171954_20180123T172019_020285_022A27_522F
46	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180123T172019_20180123T172044_020285_022A27_C72D
47	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180204T172019_20180204T172044_020460_022FBC_6601
48	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180216T172019_20180216T172044_020635_023551_77B5
49	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180228T171954_20180228T172019_020810_023AE4_8603
50	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180228T172019_20180228T172044_020810_023AE4_F05D
51	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180312T172019_20180312T172044_020985_024069_BB07
52	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180324T171954_20180324T172019_021160_0245F8_6377
53	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180324T172019_20180324T172044_021160_0245F8_DC88
54	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180405T172019_20180405T172044_021335_024B73_05D7
55	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180417T171955_20180417T172020_021510_0250F2_C274
56	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180429T171956_20180429T172021_021685_02566A_3888
57	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180429T172021_20180429T172046_021685_02566A_41B2
58	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180523T171957_20180523T172022_022035_02618D_B70E
59	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180523T172022_20180523T172047_022035_02618D_F5C1
60	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180604T171957_20180604T172022_022210_026718_EFEA
61	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180604T172022_20180604T172047_022210_026718_C202
62	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180616T171958_20180616T172023_022385_026C7D_3AF0
63	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180616T172023_20180616T172048_022385_026C7D_1393
64	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180628T171959_20180628T172024_022560_02719A_13CA
65	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180710T172025_20180710T172050_022735_0276C4_6676
66	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180722T172000_20180722T172025_022910_027C34_5DB7
67	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180722T172025_20180722T172050_022910_027C34_DD39
68	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180803T172001_20180803T172026_023085_0281B1_714E
69	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180803T172026_20180803T172051_023085_0281B1_EF93
70	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180815T172002_20180815T172027_023260_028751_8F59
71	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180815T172027_20180815T172052_023260_028751_36F9
72	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180827T172003_20180827T172028_023435_028CF1_41FE
73	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180827T172028_20180827T172053_023435_028CF1_AA50
74	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180908T172003_20180908T172028_023610_02928B_B330
75	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180908T172028_20180908T172053_023610_02928B_DCC3
76	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180920T172003_20180920T172028_023785_029829_A733
77	S1A_IW_GRDH_1SDV_20180920T172028_20180920T172053_023785_029829_FBCA
78	S1A_IW_GRDH_1SDV_20181002T172028_20181002T172053_023960_029DDE_0498
79	S1A_IW_GRDH_1SDV_20181014T172029_20181014T172054_024135_02A39B_08F1
80	S1A_IW_GRDH_1SDV_20181107T172004_20181107T172029_024485_02AF4C_30C0
81	S1A_IW_GRDH_1SDV_20181107T172029_20181107T172054_024485_02AF4C_56CF
82	S1A_IW_GRDH_1SDV_20181119T172003_20181119T172028_024660_02B5C1_EEF7
83	S1A_IW_GRDH_1SDV_20181119T172028_20181119T172053_024660_02B5C1_D210
84	S1A_IW_GRDH_1SDV_20181201T172028_20181201T172053_024835_02BBF5_4049
85	S1A_IW_GRDH_1SDV_20181213T172002_20181213T172027_025010_02C207_F774

86	S1A_IW_GRDH_1SDV_20181225T172002_20181225T172027_025185_02C85F_6DC1
87	S1A_IW_GRDH_1SDV_20181225T172027_20181225T172052_025185_02C85F_5F1D
88	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190106T172027_20190106T172052_025360_02CEAE_2E41
89	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190118T172001_20190118T172026_025535_02D4FE_A066
90	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190118T172026_20190118T172051_025535_02D4FE_2F4C
91	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190130T172001_20190130T172026_025710_02DB64_7749
92	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190211T172000_20190211T172025_025885_02E1A7_57CF
93	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190211T172025_20190211T172050_025885_02E1A7_87CE
94	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190223T172000_20190223T172025_026060_02E7E1_E2E5
95	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190223T172025_20190223T172050_026060_02E7E1_1E26
96	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190307T172000_20190307T172025_026235_02EE25_B630
97	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190307T172025_20190307T172050_026235_02EE25_1EF2
98	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190319T172000_20190319T172025_026410_02F4A0_1DF8
99	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190331T172001_20190331T172026_026585_02FB0F_09E3
100	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190424T172027_20190424T172052_026935_0307CD_8412
101	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190611T172029_20190611T172054_027635_031E78_ED17
102	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190705T172005_20190705T172030_027985_0328F9_ADB2
103	S1A_IW_GRDH_1SDV_20190915T172034_20190915T172059_029035_034B57_262D
104	S1A_IW_GRDH_1SDV_20191126T172010_20191126T172035_030085_036FAA_8DDE
105	S1A_IW_GRDH_1SDV_20191208T172034_20191208T172059_030260_0375AB_AF4C
106	S1A_IW_GRDH_1SDV_20191220T172009_20191220T172034_030435_037BBC_B259
107	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200101T172033_20200101T172058_030610_0381C7_F94A
108	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200113T172008_20200113T172033_030785_0387DD_2C98
109	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200125T172007_20200125T172032_030960_038E07_1236
110	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200125T172032_20200125T172057_030960_038E07_4267
111	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200325T172007_20200325T172032_031835_03AC73_0948
112	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200418T172033_20200418T172058_032185_03B8C6_ABB9
113	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200512T172009_20200512T172034_032535_03C4A6_D704
114	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200524T172010_20200524T172035_032710_03C9F5_82D9
115	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200524T172035_20200524T172100_032710_03C9F5_9A2C
116	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200816T172015_20200816T172040_033935_03EFD4_3C96
117	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200816T172040_20200816T172105_033935_03EFD4_A2BD
118	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200828T172015_20200828T172040_034110_03F5FE_B6B0
119	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200909T172016_20200909T172041_034285_03FC20_7208
120	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200909T172041_20200909T172106_034285_03FC20_41A5
121	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200921T172016_20200921T172041_034460_040263_C277
122	S1A_IW_GRDH_1SDV_20200921T172041_20200921T172106_034460_040263_4E54
123	S1A_IW_GRDH_1SDV_20201003T172016_20201003T172041_034635_040884_CE92
124	S1A_IW_GRDH_1SDV_20201003T172041_20201003T172106_034635_040884_13F0
125	S1A_IW_GRDH_1SDV_20201015T172042_20201015T172107_034810_040E9B_68FB
126	S1A_IW_GRDH_1SDV_20201027T172042_20201027T172107_034985_0414A5_1B41
127	S1A_IW_GRDH_1SDV_20201120T172016_20201120T172041_035335_0420C3_625E
128	S1A_IW_GRDH_1SDV_20201214T172015_20201214T172040_035685_042CD5_E757
129	S1A_IW_GRDH_1SDV_20201214T172040_20201214T172105_035685_042CD5_732B
130	S1A_IW_GRDH_1SDV_20201226T172015_20201226T172040_035860_0432E6_887F

131	S1A_IW_GRDH_1SDV_20201226T172040_20201226T172105_035860_0432E6_8C6C
132	S1A_IW_GRDH_1SDV_20210119T172013_20210119T172038_036210_043F1F_9888
133	S1A_IW_GRDH_1SDV_20210119T172038_20210119T172103_036210_043F1F_8E9B
134	S1A_IW_GRDH_1SDV_20210212T172038_20210212T172103_036560_044B43_6D2E
135	S1A_IW_GRDH_1SDV_20210224T172038_20210224T172103_036735_045158_F4FC
136	S1A_IW_GRDH_1SDV_20210308T172013_20210308T172038_036910_045775_7B2D
137	S1A_IW_GRDH_1SDV_20210308T172038_20210308T172103_036910_045775_EB7F
138	S1A_IW_GRDH_1SDV_20210320T172013_20210320T172038_037085_045D92_AFCD
139	S1A_IW_GRDH_1SDV_20210425T172014_20210425T172039_037610_046FB2_3D46
140	S1A_IW_GRDH_1SDV_20210425T172039_20210425T172104_037610_046FB2_1A8B
141	S1A_IW_GRDH_1SDV_20210719T052208_20210719T052233_038842_04955D_B6D9
142	S1B_IW_GRDH_1SDV_20161018T171904_20161018T171929_002564_004543_9435
143	S1B_IW_GRDH_1SDV_20161018T171929_20161018T171954_002564_004543_95E2
144	S1B_IW_GRDH_1SDV_20161123T171904_20161123T171929_003089_005402_352F
145	S1B_IW_GRDH_1SDV_20161123T171929_20161123T171954_003089_005402_614C
146	S1B_IW_GRDH_1SDV_20161205T171904_20161205T171929_003264_005900_0148
147	S1B_IW_GRDH_1SDV_20161205T171929_20161205T171954_003264_005900_7311
148	S1B_IW_GRDH_1SDV_20161217T171903_20161217T171928_003439_005DFD_2FF2
149	S1B_IW_GRDH_1SDV_20161217T171928_20161217T171953_003439_005DFD_8243
150	S1B_IW_GRDH_1SDV_20161229T171903_20161229T171928_003614_00630B_4B74
151	S1B_IW_GRDH_1SDV_20161229T171928_20161229T171953_003614_00630B_50C8
152	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170110T171902_20170110T171927_003789_006836_8295
153	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170110T171927_20170110T171952_003789_006836_AC19
154	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170122T171901_20170122T171926_003964_006D69_4234
155	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170122T171926_20170122T171951_003964_006D69_4AE4
156	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170215T171901_20170215T171926_004314_0077D8_2374
157	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170215T171926_20170215T171951_004314_0077D8_D92A
158	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170227T171926_20170227T171951_004489_007D03_E798
159	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170311T171901_20170311T171926_004664_008222_8854
160	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170311T171926_20170311T171951_004664_008222_09CF
161	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170323T171901_20170323T171926_004839_00873C_64CB
162	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170323T171926_20170323T171951_004839_00873C_76BA
163	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170404T171902_20170404T171927_005014_008C4A_1AD4
164	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170404T171927_20170404T171952_005014_008C4A_7A4A
165	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170428T171902_20170428T171927_005364_00966C_8397
166	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170627T171928_20170627T171953_006239_00AF72_C6D8
167	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170721T171930_20170721T171955_006589_00B965_86FF
168	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170814T171931_20170814T171956_006939_00C38A_73B0
169	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170826T171931_20170826T171956_007114_00C898_BCD6
170	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170907T171932_20170907T171957_007289_00CDAE_CE54
171	S1B_IW_GRDH_1SDV_20170919T171932_20170919T171957_007464_00D2CF_C31B
172	S1B_IW_GRDH_1SDV_20171001T171933_20171001T171958_007639_00D7D3_B660
173	S1B_IW_GRDH_1SDV_20171013T171933_20171013T171958_007814_00DCCE_E940
174	S1B_IW_GRDH_1SDV_20171025T171933_20171025T171958_007989_00E1D3_AB18
175	S1B_IW_GRDH_1SDV_20171106T171933_20171106T171958_008164_00E6DA_14D7

176	S1B_IW_GRDH_1SDV_20171118T171932_20171118T171957_008339_00EC26_8FDE
177	S1B_IW_GRDH_1SDV_20171130T171932_20171130T171957_008514_00F198_2B12
178	S1B_IW_GRDH_1SDV_20171212T171932_20171212T171957_008689_00F727_EFB2
179	S1B_IW_GRDH_1SDV_20171224T171931_20171224T171956_008864_00FCBC_BF50
180	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180117T171930_20180117T171955_009214_01081B_59F9
181	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180129T171930_20180129T171955_009389_010DD2_52B1
182	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180210T171930_20180210T171955_009564_011399_C640
183	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180411T171931_20180411T171956_010439_01304B_9031
184	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180505T171932_20180505T171957_010789_013B81_58D3
185	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180529T171933_20180529T171958_011139_0146DD_3501
186	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180716T171913_20180716T171938_011839_015CA0_8385
187	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180728T171939_20180728T172004_012014_0161E3_54D8
188	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180809T171937_20180809T172002_012189_01673F_5F25
189	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180821T171938_20180821T172003_012364_016CB3_F8CD
190	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180902T171938_20180902T172003_012539_01721C_7C30
191	S1B_IW_GRDH_1SDV_20180914T171939_20180914T172004_012714_017772_49C5
192	S1B_IW_GRDH_1SDV_20181101T171940_20181101T172005_013414_018D15_4EA6
193	S1B_IW_GRDH_1SDV_20181207T171939_20181207T172004_013939_019DC3_CF72
194	S1B_IW_GRDH_1SDV_20181231T171938_20181231T172003_014289_01A94E_6360
195	S1B_IW_GRDH_1SDV_20190112T171937_20190112T172002_014464_01AEF0_0067
196	S1B_IW_GRDH_1SDV_20190124T171937_20190124T172002_014639_01B486_138E
197	S1B_IW_GRDH_1SDV_20190205T171937_20190205T172002_014814_01BA48_3298
198	S1B_IW_GRDH_1SDV_20190313T171936_20190313T172001_015339_01CB7C_F655
199	S1B_IW_GRDH_1SDV_20190325T171936_20190325T172001_015514_01D12C_164E
200	S1B_IW_GRDH_1SDV_20190430T171938_20190430T172003_016039_01E299_1573
201	S1B_IW_GRDH_1SDV_20190512T171938_20190512T172003_016214_01E83D_0A69
202	S1B_IW_GRDH_1SDV_20190617T171940_20190617T172005_016739_01F81D_40CB
203	S1B_IW_GRDH_1SDV_20191214T171945_20191214T172010_019364_024938_B1DF
204	S1B_IW_GRDH_1SDV_20191226T171944_20191226T172009_019539_024EC6_093C
205	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200107T171944_20200107T172009_019714_02545A_3B19
206	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200131T171943_20200131T172008_020064_025F8C_E04E
207	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200224T171942_20200224T172007_020414_026AD8_0FDE
208	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200331T171943_20200331T172008_020939_027B7A_AD8C
209	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200518T171945_20200518T172010_021639_02914A_E767
210	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200530T171946_20200530T172011_021814_029680_43F2
211	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200705T171934_20200705T171959_022339_02A669_5B87
212	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200717T171959_20200717T172024_022514_02ABB6_5920
213	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200810T172001_20200810T172026_022864_02B66E_EE30
214	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200822T171936_20200822T172001_023039_02BBEC_D5D8
215	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200903T171934_20200903T171959_023214_02C15A_74D6
216	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200903T171959_20200903T172024_023214_02C15A_2FE5
217	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200915T171935_20200915T172000_023389_02C6DE_1ADB
218	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200915T172000_20200915T172025_023389_02C6DE_8242
219	S1B_IW_GRDH_1SDV_20200927T172000_20200927T172025_023564_02CC5D_B968
220	S1B_IW_GRDH_1SDV_20201009T172000_20201009T172025_023739_02D1C8_D4D5

221	S1B_IW_GRDH_1SDV_20201021T171935_20201021T172000_023914_02D741_8794
222	S1B_IW_GRDH_1SDV_20201021T172000_20201021T172025_023914_02D741_6D24
223	S1B_IW_GRDH_1SDV_20210101T171950_20210101T172015_024964_02F89E_EA0D
224	S1B_IW_GRDH_1SDV_20210326T171948_20210326T172013_026189_032025_6702
225	S1B_IW_GRDH_1SDV_20210407T171949_20210407T172014_026364_0325B3_CD61
226	S1B_IW_GRDH_1SDV_20210501T171950_20210501T172015_026714_0330EA_492B

Sentinel 2 – Frame TMSE

1	L1C_T32SME_2017-02-03	15	L1C_T32SME_2017-08-07	29	L1C_T32SME_2018-07-28
2	L1C_T32SME_2017-02-13	16	L1C_T32SME_2017-08-22	30	L1C_T32SME_2018-08-27
3	L1C_T32SME_2017-02-23	17	L1C_T32SME_2017-08-27	31	L1C_T32SME_2018-10-21
4	L1C_T32SME_2017-04-14	18	L1C_T32SME_2017-09-06	32	L1C_T32SME_2018-10-26
5	L1C_T32SME_2017-04-24	19	L1C_T32SME_2017-09-21	33	L1C_T32SME_2019-04-24
6	L1C_T32SME_2017-05-04	20	L1C_T32SME_2017-10-16	34	L1C_T32SME_2019-04-29
7	L1C_T32SME_2017-05-24	21	L1C_T32SME_2017-10-26	35	L1C_T32SME_2019-05-09
8	L1C_T32SME_2017-06-03	22	L1C_T32SME_2017-10-31	36	L1C_T32SME_2019-06-03
9	L1C_T32SME_2017-06-13	23	L1C_T32SME_2017-12-15	37	L1C_T32SME_2019-06-13
10	L1C_T32SME_2017-07-08	24	L1C_T32SME_2017-12-25	38	L1C_T32SME_2020-04-28
11	L1C_T32SME_2017-07-13	25	L1C_T32SME_2017-12-30	39	L2A_T32SME_2018-04-04
12	L1C_T32SME_2017-07-18	26	L1C_T32SME_2018-01-24	40	L2A_T32SME_2018-04-09
13	L1C_T32SME_2017-07-23	27	L1C_T32SME_2018-03-10	41	L2A_T32SME_2018-04-24
14	L1C_T32SME_2017-08-02	28	L1C_T32SME_2018-07-03	42	L2A_T32SME_2018-04-29

43	L2A_T32SME_2018-05-04	63	L2A_T32SME_2019-04-14	83	L2A_T32SME_2019-12-25
44	L2A_T32SME_2018-05-24	64	L2A_T32SME_2019-04-29	84	L2A_T32SME_2020-01-19
45	L2A_T32SME_2018-06-18	65	L2A_T32SME_2019-05-09	85	L2A_T32SME_2020-01-24
46	L2A_T32SME_2018-07-03	66	L2A_T32SME_2019-06-03	86	L2A_T32SME_2020-01-29
47	L2A_T32SME_2018-07-08	67	L2A_T32SME_2019-06-13	87	L2A_T32SME_2020-02-08
48	L2A_T32SME_2018-07-13	68	L2A_T32SME_2019-06-23	88	L2A_T32SME_2020-02-23
49	L2A_T32SME_2018-07-18	69	L2A_T32SME_2019-07-03	89	L2A_T32SME_2020-02-28
50	L2A_T32SME_2018-08-17	70	L2A_T32SME_2019-07-13	90	L2A_T32SME_2020-03-14
51	L2A_T32SME_2018-09-01	71	L2A_T32SME_2019-07-23	91	L2A_T32SME_2020-04-28
52	L2A_T32SME_2018-10-01	72	L2A_T32SME_2019-07-28	92	L2A_T32SME_2020-05-08
53	L2A_T32SME_2018-10-06	73	L2A_T32SME_2019-08-12	93	L2A_T32SME_2020-05-23
54	L2A_T32SME_2018-10-26	74	L2A_T32SME_2019-08-17	94	L2A_T32SME_2020-06-02
55	L2A_T32SME_2018-11-05	75	L2A_T32SME_2019-08-22	95	L2A_T32SME_2020-06-17
56	L2A_T32SME_2018-12-10	76	L2A_T32SME_2019-08-27	96	L2A_T32SME_2020-07-02
57	L2A_T32SME_2019-01-14	77	L2A_T32SME_2019-09-16	97	L2A_T32SME_2020-07-07
58	L2A_T32SME_2019-02-28	78	L2A_T32SME_2019-09-26	98	L2A_T32SME_2020-07-12
59	L2A_T32SME_2019-03-05	79	L2A_T32SME_2019-10-01	99	L2A_T32SME_2020-07-17
60	L2A_T32SME_2019-03-10	80	L2A_T32SME_2019-10-06	100	L2A_T32SME_2020-07-22
61	L2A_T32SME_2019-03-15	81	L2A_T32SME_2019-10-11	101	L2A_T32SME_2020-07-27
62	L2A_T32SME_2019-03-25	82	L2A_T32SME_2019-11-30	102	L2A_T32SME_2020-08-21

103	L2A_T32SME_2020-09-30	111	L2A_T32SME_2021-02-27	119	L2A_T32SME_2021-05-23
104	L2A_T32SME_2020-10-10	112	L2A_T32SME_2021-03-29	120	L2A_T32SME_2021-06-22
105	L2A_T32SME_2020-10-30	113	L2A_T32SME_2021-04-03	121	L2A_T32SME_2021-07-07
106	L2A_T32SME_2020-11-09	114	L2A_T32SME_2021-04-08	122	L2A_T32SME_2021-07-12
107	L2A_T32SME_2020-12-29	115	L2A_T32SME_2021-04-13	123	L2A_T32SME_2021-07-17
108	L2A_T32SME_2021-01-08	116	L2A_T32SME_2021-04-28	124	L2A_T32SME_2021-08-06
109	L2A_T32SME_2021-02-12	117	L2A_T32SME_2021-05-08	125	L2A_T32SME_2021-08-16
110	L2A_T32SME_2021-02-17	118	L2A_T32SME_2021-05-13	126	L2A_T32SME_2021-08-21

Sentinel 2 – Frame

TMNE

1	L1C_T32SNE_2017-01-01	20	L1C_T32SNE_2017-07-30	39	L1C_T32SNE_2017-10-18
2	L1C_T32SNE_2017-01-31	21	L1C_T32SNE_2017-08-02	40	L1C_T32SNE_2017-10-26
3	L1C_T32SNE_2017-03-02	22	L1C_T32SNE_2017-08-04	41	L1C_T32SNE_2017-10-31
4	L1C_T32SNE_2017-03-12	23	L1C_T32SNE_2017-08-07	42	L1C_T32SNE_2017-11-05
5	L1C_T32SNE_2017-04-01	24	L1C_T32SNE_2017-08-17	43	L1C_T32SNE_2017-11-12
6	L1C_T32SNE_2017-06-03	25	L1C_T32SNE_2017-08-19	44	L1C_T32SNE_2017-12-15
7	L1C_T32SNE_2017-06-10	26	L1C_T32SNE_2017-08-22	45	L1C_T32SNE_2017-12-17
8	L1C_T32SNE_2017-06-13	27	L1C_T32SNE_2017-08-29	46	L1C_T32SNE_2017-12-25
9	L1C_T32SNE_2017-06-20	28	L1C_T32SNE_2017-09-01	47	L1C_T32SNE_2017-12-30
10	L1C_T32SNE_2017-06-23	29	L1C_T32SNE_2017-09-03	48	L1C_T32SNE_2018-01-16
11	L1C_T32SNE_2017-06-30	30	L1C_T32SNE_2017-09-06	49	L1C_T32SNE_2018-01-24
12	L1C_T32SNE_2017-07-08	31	L1C_T32SNE_2017-09-13	50	L1C_T32SNE_2018-01-26
13	L1C_T32SNE_2017-07-10	32	L1C_T32SNE_2017-09-18	51	L1C_T32SNE_2018-01-31
14	L1C_T32SNE_2017-07-13	33	L1C_T32SNE_2017-09-21	52	L1C_T32SNE_2018-02-05
15	L1C_T32SNE_2017-07-15	34	L1C_T32SNE_2017-09-26	53	L1C_T32SNE_2018-03-05
16	L1C_T32SNE_2017-07-18	35	L1C_T32SNE_2017-10-06	54	L1C_T32SNE_2018-03-10
17	L1C_T32SNE_2017-07-20	36	L1C_T32SNE_2017-10-08	55	L1C_T32SNE_2018-05-31
18	L1C_T32SNE_2017-07-23	37	L1C_T32SNE_2017-10-11	56	L1C_T32SNE_2018-06-03
19	L1C_T32SNE_2017-07-28	38	L1C_T32SNE_2017-10-16	57	L1C_T32SNE_2018-06-05

58	L1C_T32SNE_2018-06-10	97	L1C_T32SNE_2020-09-17	136	L2A_T32SNE_2018-08-14
59	L1C_T32SNE_2018-06-28	98	L1C_T32SNE_2020-10-02	137	L2A_T32SNE_2018-08-27
60	L1C_T32SNE_2018-06-30	99	L1C_T32SNE_2020-10-17	138	L2A_T32SNE_2018-08-29
61	L1C_T32SNE_2018-12-10	100	L1C_T32SNE_2020-11-01	139	L2A_T32SNE_2018-09-01
62	L1C_T32SNE_2018-12-12	101	L1C_T32SNE_2020-11-26	140	L2A_T32SNE_2018-09-03
63	L1C_T32SNE_2018-12-27	102	L1C_T32SNE_2020-12-01	141	L2A_T32SNE_2018-10-01
64	L1C_T32SNE_2018-12-30	103	L1C_T32SNE_2020-12-06	142	L2A_T32SNE_2018-10-08
65	L1C_T32SNE_2019-06-25	104	L1C_T32SNE_2020-12-11	143	L2A_T32SNE_2018-10-26
66	L1C_T32SNE_2019-06-28	105	L1C_T32SNE_2020-12-16	144	L2A_T32SNE_2018-11-05
67	L1C_T32SNE_2019-07-05	106	L1C_T32SNE_2021-02-19	145	L2A_T32SNE_2018-12-10
68	L1C_T32SNE_2019-10-06	107	L1C_T32SNE_2021-03-06	146	L2A_T32SNE_2018-12-12
69	L1C_T32SNE_2019-10-11	108	L1C_T32SNE_2021-03-26	147	L2A_T32SNE_2018-12-22
70	L1C_T32SNE_2019-11-05	109	L1C_T32SNE_2021-03-31	148	L2A_T32SNE_2018-12-27
71	L1C_T32SNE_2019-12-07	110	L2A_T32SNE_2018-04-01	149	L2A_T32SNE_2018-12-30
72	L1C_T32SNE_2019-12-25	111	L2A_T32SNE_2018-04-06	150	L2A_T32SNE_2019-01-14
73	L1C_T32SNE_2020-02-10	112	L2A_T32SNE_2018-04-09	151	L2A_T32SNE_2019-02-08
74	L1C_T32SNE_2020-02-20	113	L2A_T32SNE_2018-04-11	152	L2A_T32SNE_2019-02-10
75	L1C_T32SNE_2020-02-25	114	L2A_T32SNE_2018-04-16	153	L2A_T32SNE_2019-02-15
76	L1C_T32SNE_2020-03-01	115	L2A_T32SNE_2018-04-21	154	L2A_T32SNE_2019-02-28
77	L1C_T32SNE_2020-04-05	116	L2A_T32SNE_2018-04-24	155	L2A_T32SNE_2019-03-05
78	L1C_T32SNE_2020-04-10	117	L2A_T32SNE_2018-04-29	156	L2A_T32SNE_2019-03-07
79	L1C_T32SNE_2020-04-30	118	L2A_T32SNE_2018-05-04	157	L2A_T32SNE_2019-03-10
80	L1C_T32SNE_2020-05-05	119	L2A_T32SNE_2018-05-24	158	L2A_T32SNE_2019-03-17
81	L1C_T32SNE_2020-05-10	120	L2A_T32SNE_2018-05-26	159	L2A_T32SNE_2019-03-25
82	L1C_T32SNE_2020-05-25	121	L2A_T32SNE_2018-05-31	160	L2A_T32SNE_2019-04-24
83	L1C_T32SNE_2020-06-04	122	L2A_T32SNE_2018-06-03	161	L2A_T32SNE_2019-04-26
84	L1C_T32SNE_2020-06-14	123	L2A_T32SNE_2018-06-05	162	L2A_T32SNE_2019-04-29
85	L1C_T32SNE_2020-06-19	124	L2A_T32SNE_2018-06-23	163	L2A_T32SNE_2019-05-01
86	L1C_T32SNE_2020-06-24	125	L2A_T32SNE_2018-06-28	164	L2A_T32SNE_2019-05-09
87	L1C_T32SNE_2020-06-29	126	L2A_T32SNE_2018-06-30	165	L2A_T32SNE_2019-05-11
88	L1C_T32SNE_2020-07-09	127	L2A_T32SNE_2018-07-03	166	L2A_T32SNE_2019-05-31
89	L1C_T32SNE_2020-07-14	128	L2A_T32SNE_2018-07-05	167	L2A_T32SNE_2019-06-03
90	L1C_T32SNE_2020-07-24	129	L2A_T32SNE_2018-07-08	168	L2A_T32SNE_2019-06-05
91	L1C_T32SNE_2020-07-29	130	L2A_T32SNE_2018-07-13	169	L2A_T32SNE_2019-06-13
92	L1C_T32SNE_2020-08-13	131	L2A_T32SNE_2018-07-15	170	L2A_T32SNE_2019-06-18
93	L1C_T32SNE_2020-08-18	132	L2A_T32SNE_2018-07-18	171	L2A_T32SNE_2019-06-23
94	L1C_T32SNE_2020-08-23	133	L2A_T32SNE_2018-07-20	172	L2A_T32SNE_2019-06-30
95	L1C_T32SNE_2020-08-28	134	L2A_T32SNE_2018-07-25	173	L2A_T32SNE_2019-07-03
96	L1C_T32SNE_2020-09-07	135	L2A_T32SNE_2018-07-30	174	L2A_T32SNE_2019-07-05

175	L2A_T32SNE_2019-07-10	214	L2A_T32SNE_2020-03-01	253	L2A_T32SNE_2020-11-14
176	L2A_T32SNE_2019-07-13	215	L2A_T32SNE_2020-04-05	254	L2A_T32SNE_2020-11-26
177	L2A_T32SNE_2019-07-20	216	L2A_T32SNE_2020-04-28	255	L2A_T32SNE_2020-12-01
178	L2A_T32SNE_2019-07-23	217	L2A_T32SNE_2020-05-08	256	L2A_T32SNE_2020-12-04
179	L2A_T32SNE_2019-07-25	218	L2A_T32SNE_2020-05-10	257	L2A_T32SNE_2020-12-06
180	L2A_T32SNE_2019-08-04	219	L2A_T32SNE_2020-05-23	258	L2A_T32SNE_2020-12-14
181	L2A_T32SNE_2019-08-12	220	L2A_T32SNE_2020-05-25	259	L2A_T32SNE_2020-12-16
182	L2A_T32SNE_2019-08-14	221	L2A_T32SNE_2020-05-28	260	L2A_T32SNE_2020-12-24
183	L2A_T32SNE_2019-08-17	222	L2A_T32SNE_2020-06-02	261	L2A_T32SNE_2020-12-29
184	L2A_T32SNE_2019-08-22	223	L2A_T32SNE_2020-06-04	262	L2A_T32SNE_2020-12-31
185	L2A_T32SNE_2019-08-27	224	L2A_T32SNE_2020-06-14	263	L2A_T32SNE_2021-01-08
186	L2A_T32SNE_2019-09-16	225	L2A_T32SNE_2020-06-19	264	L2A_T32SNE_2021-01-30
187	L2A_T32SNE_2019-09-26	226	L2A_T32SNE_2020-06-29	265	L2A_T32SNE_2021-02-09
188	L2A_T32SNE_2019-09-28	227	L2A_T32SNE_2020-07-07	266	L2A_T32SNE_2021-02-12
189	L2A_T32SNE_2019-10-01	228	L2A_T32SNE_2020-07-09	267	L2A_T32SNE_2021-02-17
190	L2A_T32SNE_2019-10-06	229	L2A_T32SNE_2020-07-14	268	L2A_T32SNE_2021-02-19
191	L2A_T32SNE_2019-10-11	230	L2A_T32SNE_2020-07-22	269	L2A_T32SNE_2021-02-27
192	L2A_T32SNE_2019-10-18	231	L2A_T32SNE_2020-07-24	270	L2A_T32SNE_2021-03-06
193	L2A_T32SNE_2019-10-31	232	L2A_T32SNE_2020-07-27	271	L2A_T32SNE_2021-03-26
194	L2A_T32SNE_2019-11-02	233	L2A_T32SNE_2020-07-29	272	L2A_T32SNE_2021-03-29
195	L2A_T32SNE_2019-11-05	234	L2A_T32SNE_2020-08-01	273	L2A_T32SNE_2021-03-31
196	L2A_T32SNE_2019-11-07	235	L2A_T32SNE_2020-08-11	274	L2A_T32SNE_2021-04-03
197	L2A_T32SNE_2019-11-20	236	L2A_T32SNE_2020-08-13	275	L2A_T32SNE_2021-04-25
198	L2A_T32SNE_2019-11-27	237	L2A_T32SNE_2020-08-18	276	L2A_T32SNE_2021-04-28
199	L2A_T32SNE_2019-11-30	238	L2A_T32SNE_2020-08-21	277	L2A_T32SNE_2021-05-08
200	L2A_T32SNE_2019-12-05	239	L2A_T32SNE_2020-08-23	278	L2A_T32SNE_2021-05-13
201	L2A_T32SNE_2019-12-07	240	L2A_T32SNE_2020-08-26	279	L2A_T32SNE_2021-05-18
202	L2A_T32SNE_2019-12-12	241	L2A_T32SNE_2020-08-28	280	L2A_T32SNE_2021-05-20
203	L2A_T32SNE_2019-12-20	242	L2A_T32SNE_2020-09-07	281	L2A_T32SNE_2021-05-23
204	L2A_T32SNE_2019-12-25	243	L2A_T32SNE_2020-09-17	282	L2A_T32SNE_2021-05-25
205	L2A_T32SNE_2019-12-27	244	L2A_T32SNE_2020-09-25	283	L2A_T32SNE_2021-05-30
206	L2A_T32SNE_2020-01-14	245	L2A_T32SNE_2020-09-30	284	L2A_T32SNE_2021-06-04
207	L2A_T32SNE_2020-01-19	246	L2A_T32SNE_2020-10-02	285	L2A_T32SNE_2021-06-07
208	L2A_T32SNE_2020-01-29	247	L2A_T32SNE_2020-10-10	286	L2A_T32SNE_2021-06-09
209	L2A_T32SNE_2020-02-08	248	L2A_T32SNE_2020-10-17	287	L2A_T32SNE_2021-06-19
210	L2A_T32SNE_2020-02-10	249	L2A_T32SNE_2020-10-20	288	L2A_T32SNE_2021-06-22
211	L2A_T32SNE_2020-02-23	250	L2A_T32SNE_2020-10-30		
212	L2A_T32SNE_2020-02-25	251	L2A_T32SNE_2020-11-01		
213	L2A_T32SNE_2020-02-28	252	L2A_T32SNE_2020-11-09		

7.2. Allegato 2: Elenco domande scheda di campo

Foglio di calcolo “survey”

type	name	label	required	relevant
start	start			
end	end			
geopoint	LOCALISATION	LOCALISATION	false	
integer	PARCELLE	Parcelle	false	
date	DATE	Enter a date	false	
select_one eu9td48	Occupation_du_sol_principale	Occupation du sol principale	false	
note	Arboriculture	Arboriculture :	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'ARB'
select_one arb_2021	ARB_TYPE	Type de l'espèce	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'ARB'
text	AUT_ARB	Nom de l'espece	false	#{ARB_TYPE} = 'AA'
integer	HM_ARB	Hauteur moyenne	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'ARB'
acknowledge	IRR_ARB	Presence d'irrigation	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'ARB'
date	ARB_IRDA	Date de l'irrigation	false	#{IRR_ARB} != ''
decimal	ARB_IRDO	Dose de l'irrigation (m3/jour)	false	#{IRR_ARB} != ''
date	ARB_IRCO	Date de coupure de l'irrigation	false	#{IRR_ARB} != ''
decimal	ARB_SUP	Superficie de l'exploitation (Ha)	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'ARB'
integer	ARB_INT	Interligne entre les arboricultures (cm)	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'ARB'
select_multiple nt0tf82	ARB_COND	Quel est le mode de conduite que vous pratiquez?	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'ARB'
select_multiple xw3di95	ARB_CI	Quelles sont les cultures pratiquées en intercalaire sur votre exploitation ?	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'ARB'
select_multiple yr7ep48	ACAL_AA	Autres Arboricultures en intercalaire	false	#{ARB_CI} = 'AA'
select_multiple lg4ty92	ACHU_FEU	Dates de chute des feuilles	false	selected(#{ACAL_AA}, 'caduque')
text	AAA_NOM	Nom Autres Arboricultures	false	#{ARB_CI} = 'AA'
integer	ATRC_AA	Taux de recouvrement des Autres Arboricultures (%)	false	#{ARB_CI} = 'AA' or #{ARB_CI} = 'Ama' or #{ARB_CI} = 'Apr' or #{ARB_CI} = 'Gre' or #{ARB_CI} = 'Pec' or #{ARB_CI} = 'Poi'
integer	AHM_AA	Hateur moyenne des Autres Arboricultures (cm)	false	#{ARB_CI} = 'AA' or #{ARB_CI} = 'Ama' or #{ARB_CI} = 'Apr' or #{ARB_CI} = 'Gre' or #{ARB_CI} = 'Pec' or #{ARB_CI} = 'Poi'
text	ACH_NOM	Autres cultures d'hiver	false	#{ARB_CI} = 'Ach'

integer	ATRC_CH	Taux de recouvrement des cultures d'hiver (%)	false	$\{ARB_CI\} = 'Ach'$ or $\{ARB_CI\} = 'Ail'$ or $\{ARB_CI\} = 'Oigi'$ or $\{ARB_CI\} = 'Car'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pdt'$
integer	AHM_CH	Hateur moyenne des cultures d'hiver (cm)	false	$\{ARB_CI\} = 'Ach'$ or $\{ARB_CI\} = 'Ail'$ or $\{ARB_CI\} = 'Oigi'$ or $\{ARB_CI\} = 'Car'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pdt'$
select_multiple lg4ty92	ACH_SEM	Cultures d'hiver - Date de semis	false	$\{ARB_CI\} = 'Ach'$ or $\{ARB_CI\} = 'Ail'$ or $\{ARB_CI\} = 'Oigi'$ or $\{ARB_CI\} = 'Car'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pdt'$
select_multiple lg4ty92	ACH_REC	Cultures d'hiver - Date de récolte	false	$\{ARB_CI\} = 'Ach'$ or $\{ARB_CI\} = 'Ail'$ or $\{ARB_CI\} = 'Oigi'$ or $\{ARB_CI\} = 'Car'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pdt'$
text	ACE_NOM	Autres cultures d'ètè	false	$\{ARB_CI\} = 'Ace'$
integer	ATRC_CE	Taux de recouvrement des cultures d'ètè (%)	false	$\{ARB_CI\} = 'Ace'$ or $\{ARB_CI\} = 'Me'$ or $\{ARB_CI\} = 'Oige'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pas'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pim'$ or $\{ARB_CI\} = 'Tom'$
integer	AHM_CE	Hateur moyenne des cultures d'ètè (cm)	false	$\{ARB_CI\} = 'Ace'$ or $\{ARB_CI\} = 'Me'$ or $\{ARB_CI\} = 'Oige'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pas'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pim'$ or $\{ARB_CI\} = 'Tom'$
select_multiple lg4ty92	ACE_SEM	Cultures d'ètè - Date de semis	false	$\{ARB_CI\} = 'Ace'$ or $\{ARB_CI\} = 'Me'$ or $\{ARB_CI\} = 'Oige'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pas'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pim'$ or $\{ARB_CI\} = 'Tom'$
select_multiple lg4ty92	ACE_REC	Cultures d'ètè - Date de récolte	false	$\{ARB_CI\} = 'Ace'$ or $\{ARB_CI\} = 'Me'$ or $\{ARB_CI\} = 'Oige'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pas'$ or $\{ARB_CI\} = 'Pim'$ or $\{ARB_CI\} = 'Tom'$
text	AANN_NOM	Autres cultures annuelles	false	$\{ARB_CI\} = 'Aca'$
integer	ATRC_ANN	Taux de recouvrement des cultures annuelles (%)	false	$\{ARB_CI\} = 'Aca'$ or $\{ARB_CI\} = 'Av'$ or $\{ARB_CI\} = 'B'$ or $\{ARB_CI\} = 'Lu'$ or $\{ARB_CI\} = 'Orge'$
integer	AHM_ANN	Hateur moyenne des cultures annuelles (cm)	false	$\{ARB_CI\} = 'Aca'$ or $\{ARB_CI\} = 'Av'$ or $\{ARB_CI\} = 'B'$ or $\{ARB_CI\} = 'Lu'$ or $\{ARB_CI\} = 'Orge'$
select_multiple lg4ty92	AANN_SEM	Cultures annuelles - Date de semis	false	$\{ARB_CI\} = 'Aca'$ or $\{ARB_CI\} = 'Av'$ or $\{ARB_CI\} = 'B'$ or $\{ARB_CI\} = 'Lu'$ or $\{ARB_CI\} = 'Orge'$
select_multiple lg4ty92	AANN_REC	Cultures annuelles - Date de récolte	false	$\{ARB_CI\} = 'Aca'$ or $\{ARB_CI\} = 'Av'$ or $\{ARB_CI\} = 'B'$ or $\{ARB_CI\} = 'Lu'$ or $\{ARB_CI\} = 'Orge'$
acknowledge	CNG_ARB	Vous avez recemment changé de pratique?	false	$\{Occupation_du_sol_principale\} = 'ARB'$
date	ACHNG_YY	Depuis quand ?	false	$\{CNG_ARB\} != ''$
select_multiple pq1rd77	ACLT_PREC	Quelles etaient les cultures pratiquées en intercalaire sur votre exploitation avant le changement de pratique?	false	$\{CNG_ARB\} != ''$
note	Cerealiculture	Céréaliculture	false	$\{Occupation_du_sol_principale\} = 'CER'$
text	CER_TYPE	Type de colture céréalière	false	$\{Occupation_du_sol_principale\} = 'CER'$

select_multiple lg4ty92	CER_SEM	Cultures céréalière - Date de semis	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'CER'
select_multiple lg4ty92	CER_REC	Cultures céréalière - Date de récolte	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'CER'
acknowledge	IRR_CER	Presence d'irrigation	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'CER'
date	CER_IRDA	Date de l'irrigation	false	#{IRR_CER} != ''
decimal	CER_IRDO	Dose de l'irrigation (m3/jour)	false	#{IRR_CER} != ''
date	CER_IRCO	Date de coupure de l'irrigation	false	#{IRR_CER} != ''
decimal	CER_SUP	Superficie de la parcelle (Ha)	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'CER'
select_one tm3kl54	CER_TDS	Travail du sol pour la culture céréalière	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'CER'
integer	HM_CER	Hateur moyenne de culture céréalière (cm)	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'CER'
note	Culture_mara_ch_re	Culture maraichère	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'MAR'
text	MAR_TYPE	Type de culture maraichère	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'MAR'
select_multiple lg4ty92	MAR_SEM	Cultures maraichères - Date de semis	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'MAR'
select_multiple lg4ty92	MAR_REC	Cultures maraichères - Date de récolte	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'MAR'
acknowledge	IRR_MAR	Presence d'irrigation	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'MAR'
date	MAR_IRDA	Date de l'irrigation	false	#{IRR_MAR} != ''
decimal	MAR_IRDO	Dose de l'irrigation (m3/jour)	false	#{IRR_MAR} != ''
date	MAR_IRCO	Date de coupure de l'irrigation	false	#{IRR_MAR} != ''
decimal	MAR_SUP	Superficie de la parcelle (Ha)	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'MAR'
select_one tm3kl54	MAR_TDS	Travail du sol pour la culture maraichère	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'MAR'
integer	DIST_MAR	Distance entre 2 espèces	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'MAR'
integer	HM_MAR	Hateur moyenne de culture maraichère (cm)	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'MAR'
integer	TRC_MAR	Taux de recouvrement de la la culture maraichère	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'MAR'
note	Culture_fourrag_re	Culture fourragère	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'FOU'
text	FOU_TYPE	Type de culture fourragère	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'FOU'
select_multiple lg4ty92	FOU_SEM	Cultures fourragère - Date de semis	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'FOU'
select_multiple lg4ty92	FOU_REC	Cultures fourragère - Date de récolte	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'FOU'
acknowledge	IRR_FOU	Presence d'irrigation	false	#{Occupation_du_sol_principale} = 'FOU'
date	FOU_IRDA	Date de l'irrigation	false	#{IRR_FOU} != ''

decimal	FOU_IRDO	Dose de l'irrigation (m3/jour)	false	\$(IRR_FOU) != "
date	FOU_IRCO	Date de coupure de l'irrigation	false	\$(IRR_FOU) != "
decimal	FOU_SUP	Superficie de la parcelle (Ha)	false	\$(Occupation_du_sol_principale) = 'FOU'
select_one tm3kl54	FOU_TDS	Travail du sol pour la colture fourragère	false	\$(Occupation_du_sol_principale) = 'FOU'
integer	HM_FOU	Hateur moyenne de colture fourragère (cm)	false	\$(Occupation_du_sol_principale) = 'FOU'
select_one xw3di96	OCC_2020	Occupation du sol principale en 2020	false	
text	DET_2020	Ajouter des details sur l'occupation du sol en 2020	false	\$(OCC_2020) = 'AA' or \$(OCC_2020) = 'Ace' or \$(OCC_2020) = 'Aca' or \$(OCC_2020) = 'Ach'
select_one pq1rd77	INT_2020	Intercalaires entre arboriculture en 2020	false	\$(OCC_2020) = 'AA' or \$(OCC_2020) = 'Ama' or \$(OCC_2020) = 'Apr' or \$(OCC_2020) = 'Gre' or \$(OCC_2020) = 'Pec' or \$(OCC_2020) = 'Poi' or \$(OCC_2020) = 'Oli'
select_one xw3di96	OCC_2019	Occupation du sol principale en 2019	false	
text	DET_2019	Ajouter des details sur l'occupation du sol en 2019	false	\$(OCC_2019) = 'AA' or \$(OCC_2019) = 'Ace' or \$(OCC_2019) = 'Aca' or \$(OCC_2019) = 'Ach'
select_one pq1rd77	INT_2019	Intercalaires entre arboriculture en 2019	false	\$(OCC_2019) = 'AA' or \$(OCC_2019) = 'Ama' or \$(OCC_2019) = 'Apr' or \$(OCC_2019) = 'Gre' or \$(OCC_2019) = 'Pec' or \$(OCC_2019) = 'Poi' or \$(OCC_2019) = 'Oli'
select_one xw3di96	OCC_2018	Occupation du sol principale en 2018	false	
text	DET_2018	Ajouter des details sur l'occupation du sol en 2018	false	\$(OCC_2018) = 'AA' or \$(OCC_2018) = 'Ace' or \$(OCC_2018) = 'Aca' or \$(OCC_2018) = 'Ach'
select_one pq1rd77	INT_2018	Intercalaires entre arboriculture en 2018	false	\$(OCC_2018) = 'AA' or \$(OCC_2018) = 'Ama' or \$(OCC_2018) = 'Apr' or \$(OCC_2018) = 'Gre' or \$(OCC_2018) = 'Pec' or \$(OCC_2018) = 'Poi' or \$(OCC_2018) = 'Oli'
select_one xw3di96	OCC_2017	Occupation du sol principale en 2017	false	
text	DET_2017	Ajouter des details sur l'occupation du sol en 2017	false	\$(OCC_2017) = 'AA' or \$(OCC_2017) = 'Ace' or \$(OCC_2017) = 'Aca' or \$(OCC_2017) = 'Ach'

select_one pq1rd77	INT_2017	Intercalaires arboriculture en 2017	entre false	\${OCC_2017} = 'AA' or \${OCC_2017} = 'Ama' or \${OCC_2017} = 'Apr' or \${OCC_2017} = 'Gre' or \${OCC_2017} = 'Pec' or \${OCC_2017} = 'Poi' or \${OCC_2017} = 'Oli'
select_one xw3di96	OCC_2016	Occupation du sol principale en 2016	false	
text	DET_2016	Ajouter des détails sur l'occupation du sol en 2016	false	\${OCC_2016} = 'AA' or \${OCC_2016} = 'Ace' or \${OCC_2016} = 'Aca' or \${OCC_2016} = 'Ach'
select_one pq1rd77	INT_2016	Intercalaires arboriculture en 2016	entre false	\${OCC_2016} = 'AA' or \${OCC_2016} = 'Ama' or \${OCC_2016} = 'Apr' or \${OCC_2016} = 'Gre' or \${OCC_2016} = 'Pec' or \${OCC_2016} = 'Poi' or \${OCC_2016} = 'Oli'
select_one xw3di96	OCC_2015	Occupation du sol principale en 2015	false	
text	DET_2015	Ajouter des détails sur l'occupation du sol en 2015	false	\${OCC_2015} = 'AA' or \${OCC_2015} = 'Ace' or \${OCC_2015} = 'Aca' or \${OCC_2015} = 'Ach'
select_one pq1rd77	INT_2015	Intercalaires arboriculture en 2015	entre false	\${OCC_2015} = 'AA' or \${OCC_2015} = 'Ama' or \${OCC_2015} = 'Apr' or \${OCC_2015} = 'Gre' or \${OCC_2015} = 'Pec' or \${OCC_2015} = 'Poi' or \${OCC_2015} = 'Oli'
text	REM_AGR	REMARQUES	false	
image	PHOTO1	PHOTO GENERALE	false	
image	PHOTO2	PHOTO DETAIL	false	
calculate	__version__			

Foglio di calcolo “choices”

list_name	name	label		list_name	name	label
eu9td48	ARB	Arboriculture		pq1rd77	OL	Oliviers
eu9td48	CER	Céréaliculture		pq1rd77	AA	Autres Arboricultures
eu9td48	MAR	Culture maraîchère		pq1rd77	CP	Cultures des primeurs
eu9td48	FOU	Culture fourragère		pq1rd77	CAS	Cultures d'arrière-saison
nt0tf82	PLU	Pluviale		pq1rd77	CH	Cultures d'hiver
nt0tf82	IRR	Irriguée		pq1rd77	CE	Cultures d'été
xw3di95	NONE	Aucune		pq1rd77	ANN	Cultures annuelles
xw3di95	Ail	Ail		pq1rd77	AUC	Aucune
xw3di95	Ama	Amandier		tm3kl54	LP	Labour Profond

xw3di95	Apr	Apricotier		tm3kl54	PL	Pseudo labour
xw3di95	Ach	Autre culture hiver		tm3kl54	Her	Hersage
xw3di95	AA	Autre Arboriculture		xw3di96	NONE	Aucune
xw3di95	Ace	Autre culture ètè		xw3di96	Ail	Ail
xw3di95	Aca	Autre culture annuelles		xw3di96	Ama	Amandier
xw3di95	Av	Avoine		xw3di96	Apr	Apricotier
xw3di95	B	Blé		xw3di96	Ach	Autre culture hiver
xw3di95	Car	Carotte		xw3di96	AA	Autre Arboriculture
xw3di95	Gre	Grenadier		xw3di96	Ace	Autre culture ètè
xw3di95	Ja	Jachère		xw3di96	Aca	Autre culture annuelles
xw3di95	Lu	Luzerne		xw3di96	Av	Avoine
xw3di95	Me	Melon		xw3di96	B	Blé
xw3di95	Oige	Oignon d'été		xw3di96	Car	Carotte
xw3di95	Oigi	Oignon d'hiver		xw3di96	Gre	Grenadier
xw3di95	Orge	Orge		xw3di96	Ja	Jachère
xw3di95	Pas	Pastèque		xw3di96	Lu	Luzerne
xw3di95	Pec	Pechier		xw3di96	Me	Melon
xw3di95	Pim	Piment		xw3di96	Oige	Oignon d'été
xw3di95	Poi	Poirier		xw3di96	Oigi	Oignon d'hiver
xw3di95	Pdt	Pomme de terre		xw3di96	O	Orge
xw3di95	RC	Résidu de culture		xw3di96	Oli	Olivier
xw3di95	SN	Sol nu		xw3di96	Pas	Pastèque
xw3di95	Tom	Tomate		xw3di96	Pec	Pechier
yr7ep48	p_renne	Pérenne		xw3di96	Pim	Piment
yr7ep48	caduque	Caduque		xw3di96	Poi	Poirier
lg4ty92	jan	JAN		xw3di96	Pdt	Pomme de terre
lg4ty92	fev	FEV		xw3di96	RC	Résidu de culture
lg4ty92	mar	MAR		xw3di96	SN	Sol nu
lg4ty92	avr	AVR		xw3di96	Tom	Tomate
lg4ty92	mai	MAI		arb_2021	Ama	Amandier
lg4ty92	jui	JUI		arb_2021	Apr	Apricotier
lg4ty92	jlt	JLT		arb_2021	AA	Autre Arboriculture
lg4ty92	aou	AOU		arb_2021	Gre	Grenadier
lg4ty92	sep	SEP		arb_2021	OLI	Olivier
lg4ty92	oct	OCT		arb_2021	Pec	Pechier
lg4ty92	nov	NOV		arb_2021	Poi	Poirier
lg4ty92	dec	DEC		pq1rd77	OL	Oliviers
				pq1rd77	AA	Autres Arboricultures
				pq1rd77	CP	Cultures des primeurs
				pq1rd77	CAS	Cultures d'arrière-saison
				pq1rd77	CH	Cultures d'hiver

7.3. Allegato 3: statistiche dei punti raccolti con Kobo

Kairouan

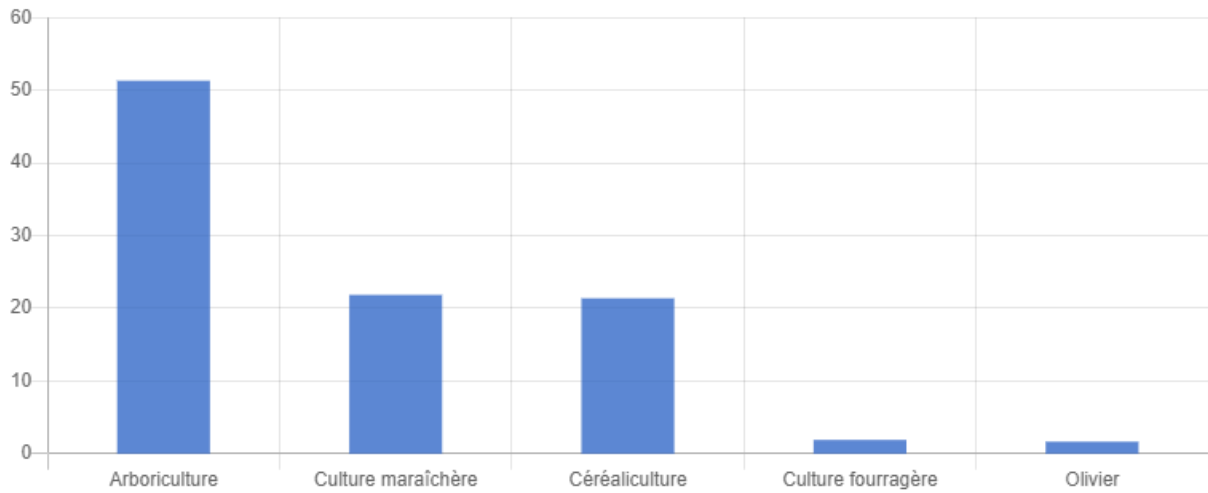
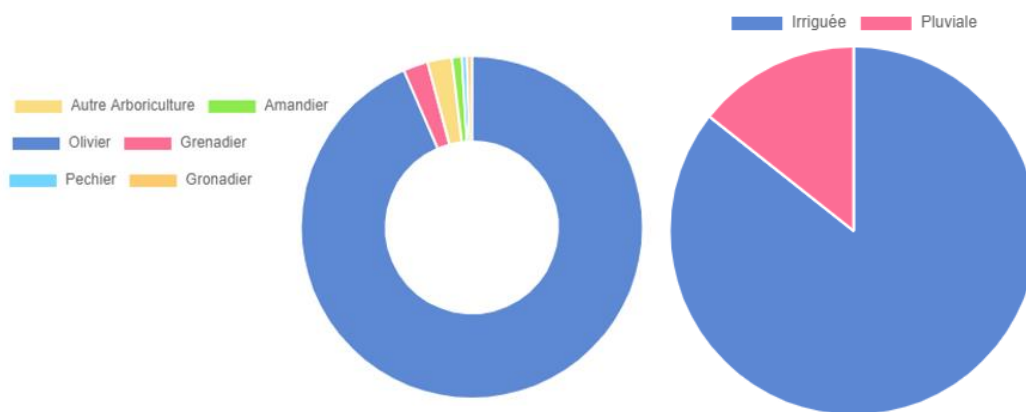


Grafico 1: classi di uso del suolo nel 2021



Grafico

2: specie dominante nel caso di colture miste (arboricoltura) e presenza di irrigazione in arboricoltura

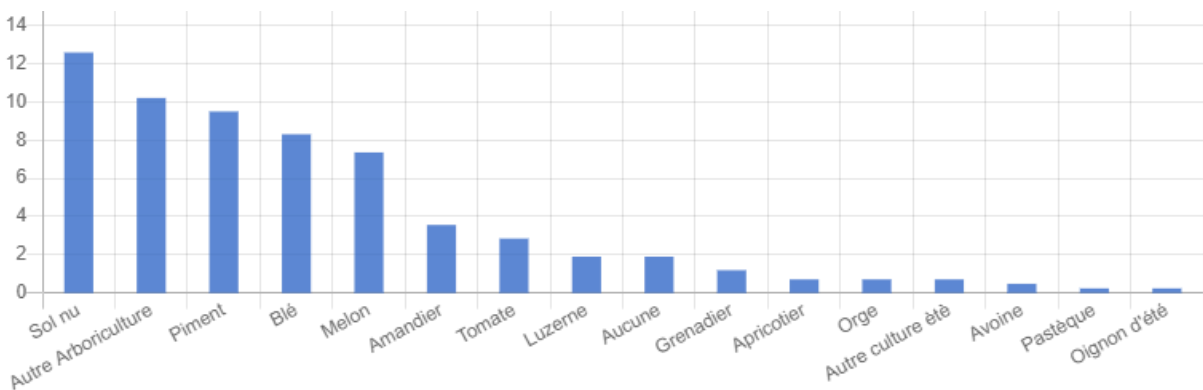


Grafico 3: colture intercalari in arboricoltura (2021)

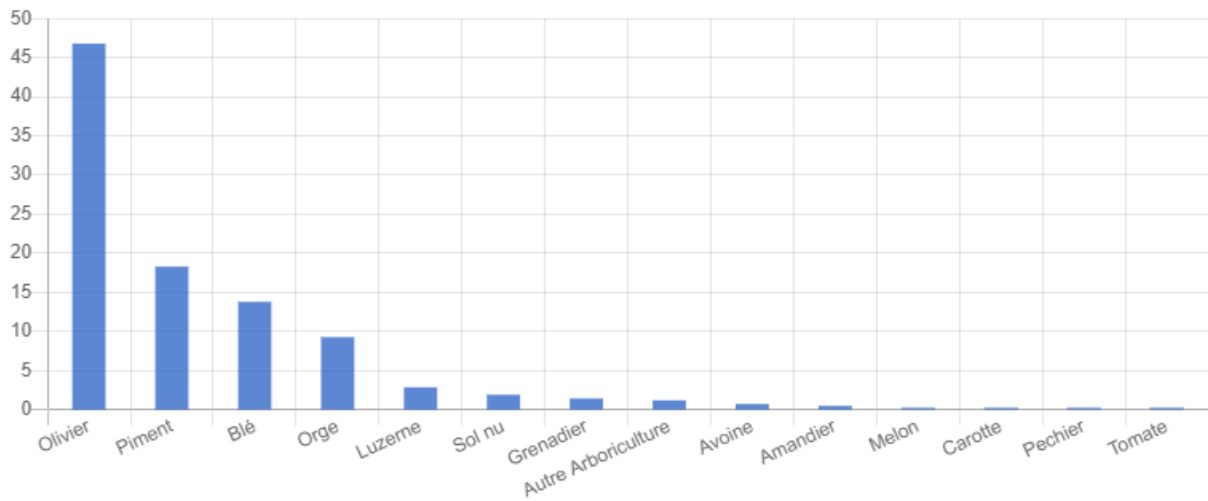


Grafico 4: classi di uso del suolo nel 2020



Grafico 5: colture intercalari in arboricoltura (2020)

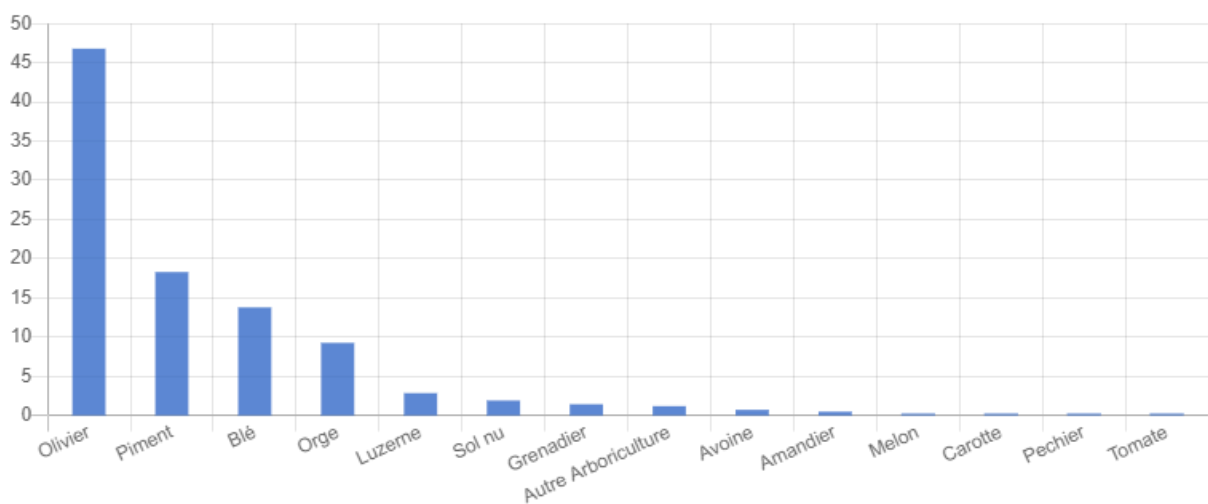


Grafico 6: classi di uso del suolo nel 2019

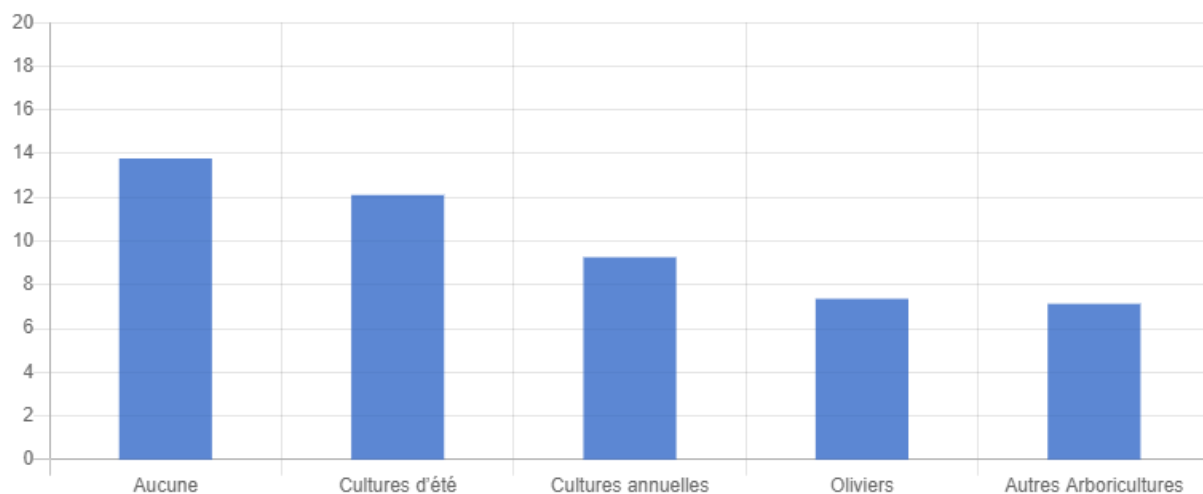


Grafico 7: colture intercalari in arboricoltura (2019)

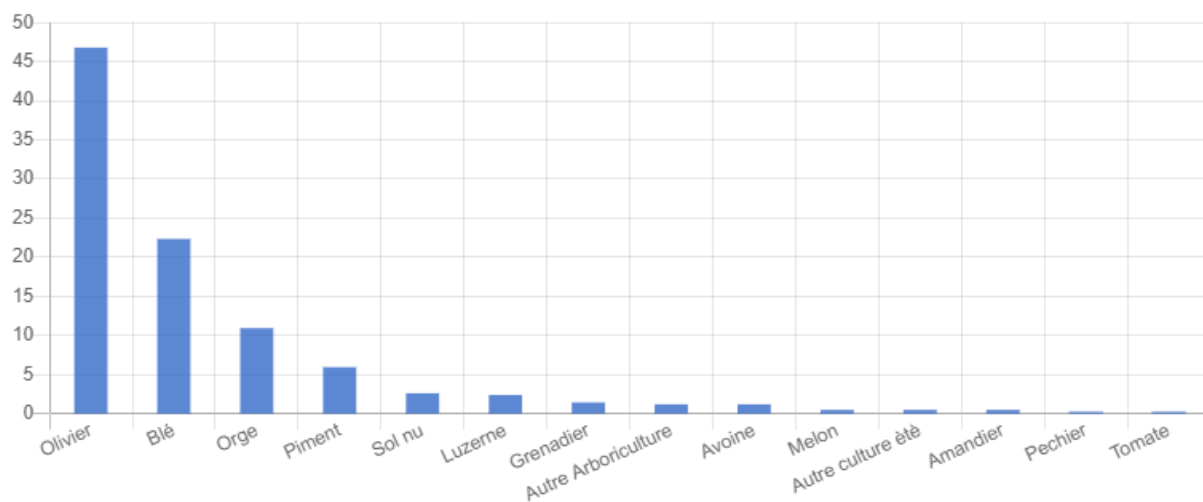


Grafico 8: classi di uso del suolo nel 2018

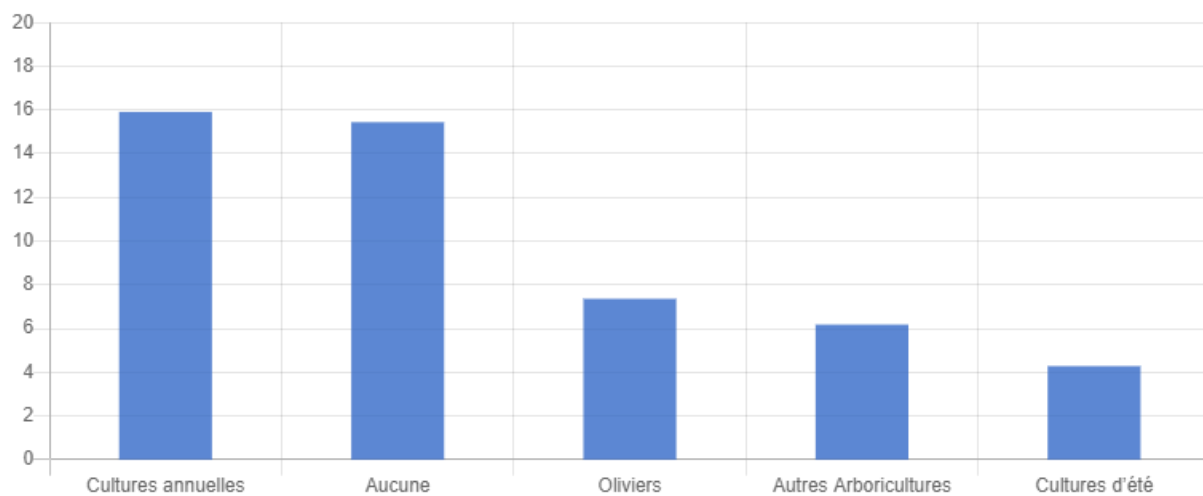


Grafico 9: colture intercalari in arboricoltura (2018)

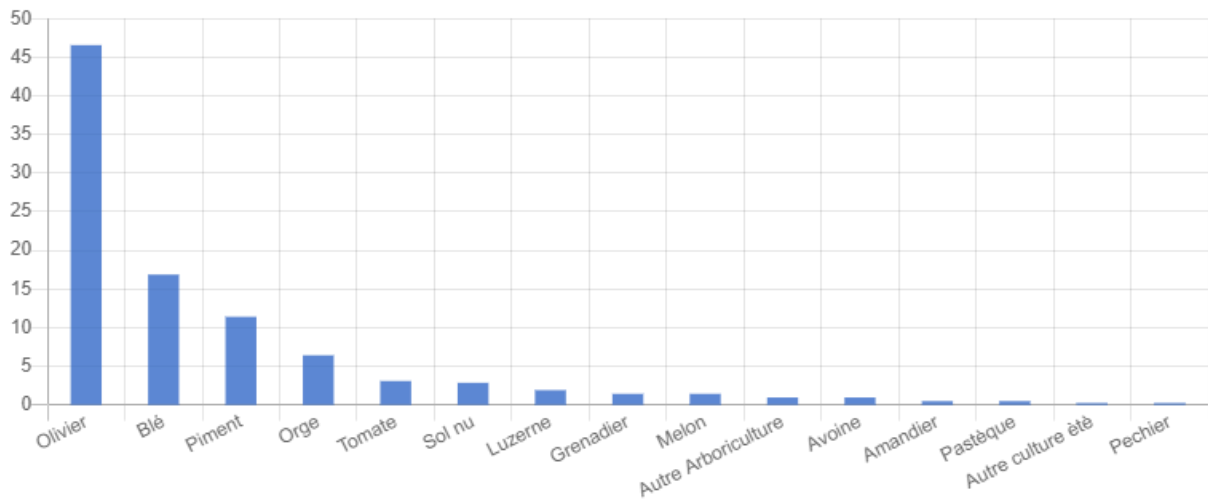


Grafico 10: classi di uso del suolo nel 2017

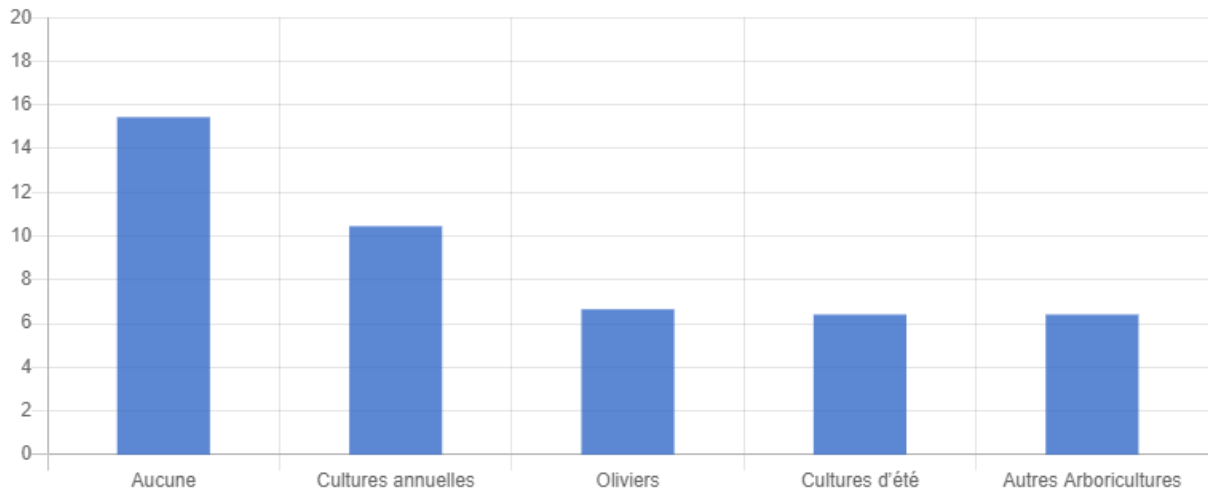


Grafico 11: colture intercalari in arboricoltura (2017)

Le Khef

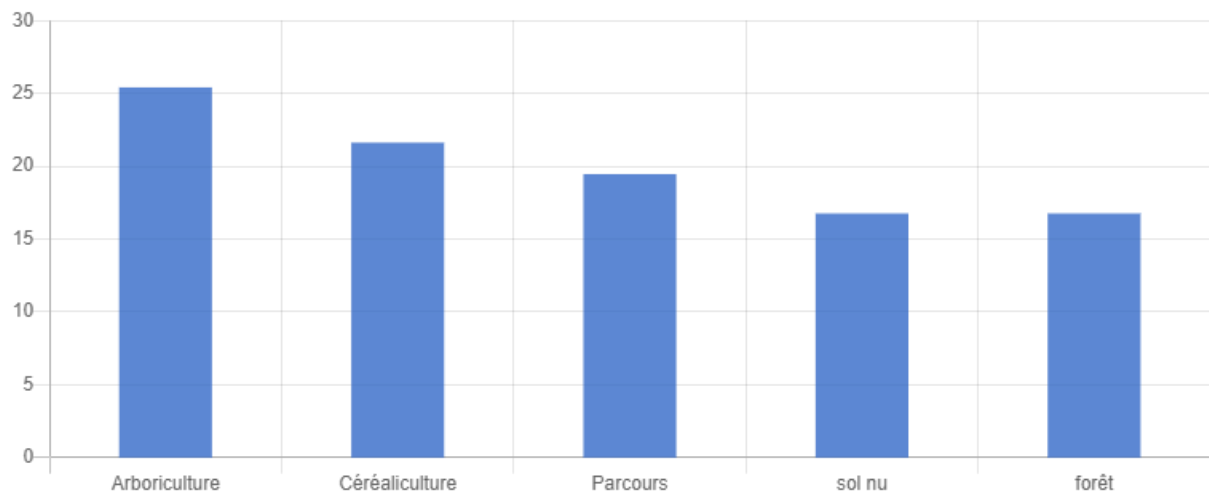


Grafico 12: classi di uso del suolo nel 2021

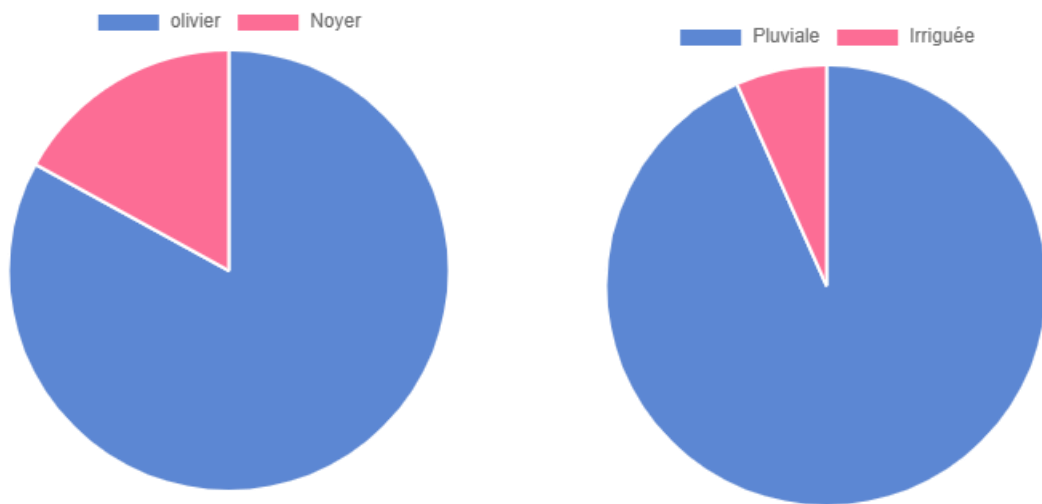


Grafico 13: Tipologia di arboricoltura e presenza di irrigazione – Le Khef 2021

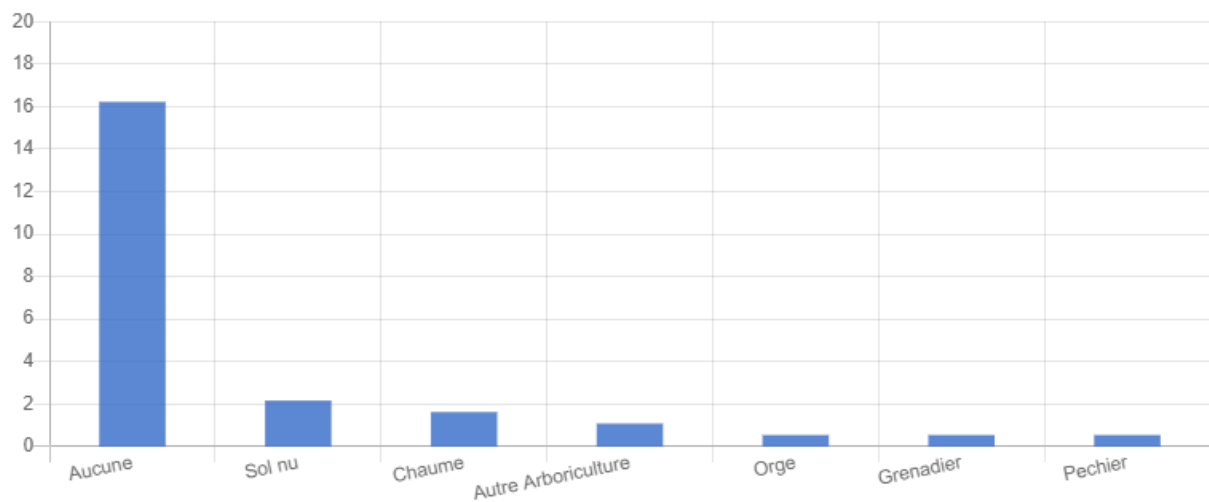


Grafico 14: colture intercalari in arboricoltura

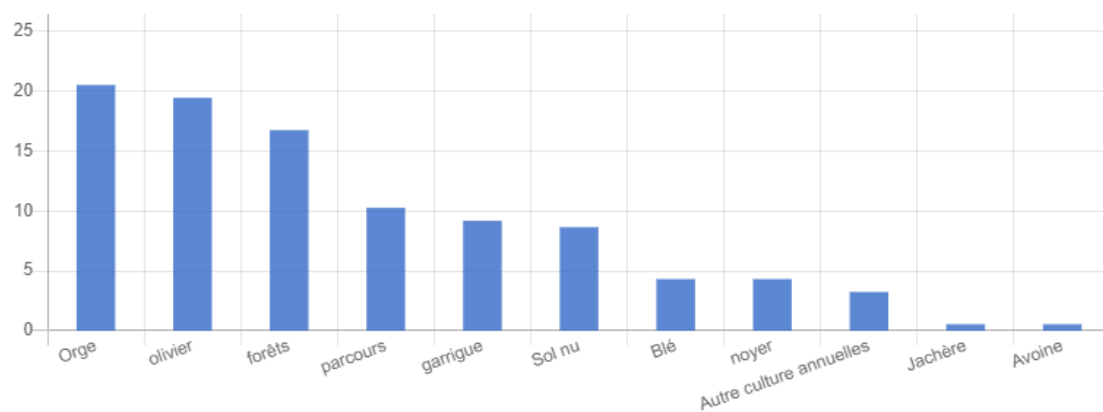


Grafico 15: classi di uso del suolo nel 2020

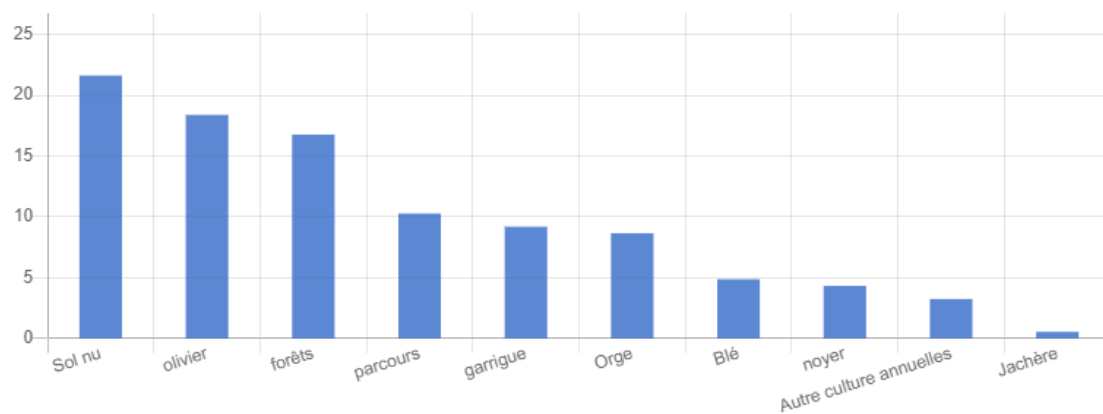


Grafico 16: classi di uso del suolo nel 2019

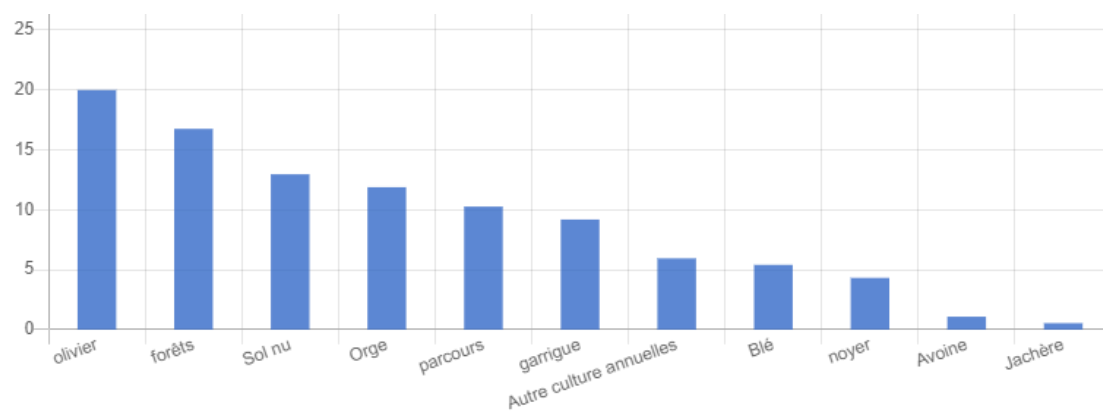


Grafico 17: classi di uso del suolo nel 2018

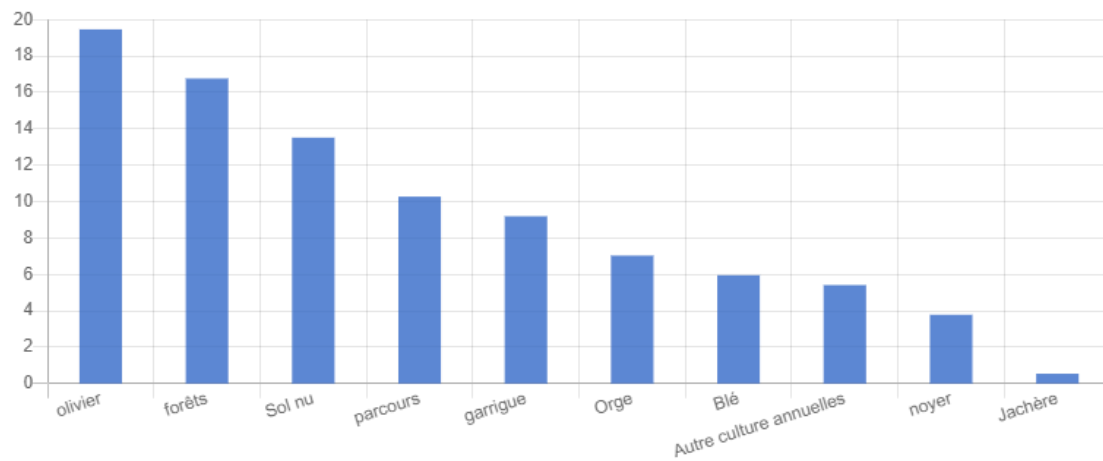


Grafico 18: classi di uso del suolo nel 2017

7.4. Allegato 4 : Matrici di confusione

Khairouan

KAIROUAN K-NN EVI_NDVI_S1		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	52,66	10,89	15,22	21,24
	Colture orticole	6,26	63,99	6,94	22,80
	Arboricoltura	47,54	0,57	43,12	8,77
	Suolo nudo	3,45	17,91	0,64	78,00
			Accuratezza globale: 40 %		
			Indice Kappa : 0.61		

KAIROUAN K-NN EVI_NDVI		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	46,87	7,05	38,13	7,94
	Colture orticole	16,09	59,93	6,90	17,05
	Arboricoltura	31,00	0,071	61,86	7,05
	Suolo nudo	9,85	25,95	1,77	62,41
			Accuratezza globale: 35 %		
			Indice Kappa : 0.53		

KAIROUAN K-NN NDVI_NDRE_ EVI		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	49,47	8,00	34,84	7,69
	Colture orticole	16,03	61,95	5,28	16,75
	Arboricoltura	21,03	0,00	72,84	6,13
	Suolo nudo	4,78	16,59	1,57	77,07
			Accuratezza globale: 43 %		
			Indice Kappa : 0.59		

KAIROUAN RF NDRE_EVI		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	53,96	6,24	28,40	11,40
	Colture orticole	19,98	66,27	1,74	12,01
	Arboricoltura	27,37	0,00	66,64	5,99
	Suolo nudo	6,76	14,06	1,10	78,08
			Accuratezza globale: 45 %		
			Indice Kappa : 0.62		

KAIROUAN RF NDRE_EVI_S1		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	70,47	4,27	18,62	6,63
	Colture orticole	6,81	83,36	0,17	9,67
	Arboricoltura	18,67	0,00	81,25	0,07
	Suolo nudo	4,97	4,94	2,27	87,82
			Accuratezza globale: 65 %		
			Indice Kappa : 0.77		

KAIROUAN RF NDVI_NDRE_EVI		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	60,58	5,83	26,05	7,54
	Colture orticole	23,08	65,08	0,24	11,61
	Arboricoltura	28,30	0,00	65,72	5,99
	Suolo nudo	7,21	14,03	1,63	77,13
			Accuratezza globale: 49 %		
			Indice Kappa : 0.66		

KAIROUAN SVM NDVI_EVI 2020		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	54,84	6,71	23,32	15,14
	Colture orticole	23,93	46,26	11,78	18,04
	Arboricoltura	23,88	3,85	60,66	11,62
	Suolo nudo	4,55	12,80	1,77	80,87
			Accuratezza globale : 43 %		
			Indice Kappa : 0.61		

KAIROUAN SVM NDVI_EVI_NDRE		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	55,72	7,78	22,77	13,72
	Colture orticole	26,45	46,49	10,25	16,81
	Arboricoltura	22,95	5,42	61,51	10,12
	Suolo nudo	10,10	10,48	3,00	76,41
			Accuratezza globale: 41 %		
			Indice Kappa : 0.60		

KAIROUAN SVM NDVI_EVI_ NDRE_S1		Verità sul territorio			
		Olivicoltura	Colture orticole	Arboricoltura	Suolo nudo
Dati classificati	Olivicoltura	56,06	8,73	23,55	11,66
	Colture orticole	20,46	48,57	15,11	15,86
	Arboricoltura	19,74	5,20	65,36	9,69
	Suolo nudo	2,97	12,61	5,11	79,31
			Accuratezza globale: 44 %		
			Indice Kappa : 0.61		

LE KHEF RF EVI+NDVI		Verità sul territorio				
		arboricoltura	macchia	cereali	foresta	Suolo nudo
Dati classificati	arboricoltura	48,51	2,31	1,72	46,12	1,34
	macchia	16,71	63,17	1,71	17,44	0,98
	cereali	17,79	2,47	77,86	0,00	1,88
	foresta	0,00	0,01	9,10	90,89	0,00
	Suolo nudo	10,99	0,82	5,49	0,00	82,69
					Accuratezza globale: 79%	
					Indice kappa: 0.76	

LE KHEF RF NDVI+S1		Verità sul territorio				
		arboricoltura	macchia	cereali	foresta	Suolo nudo
Dati classificati	arboricoltura	71,73	2,36	3,54	20,76	1,60
	macchia	4,23	76,68	0,94	17,21	0,94
	cereali	9,27	4,69	79,54	3,97	2,53
	foresta	0,21	0,03	8,71	91,05	0,00
	Suolo nudo	1,52	4,26	2,74	1,22	90,27
					Accuratezza globale: 85%	
					Indice kappa: 0.75	

LE KHEF RF NDVI		Verità sul territorio				
		arboricoltura	macchia	cereali	foresta	Suolo nudo
Dati classificati	arboricoltura	42,49	4,49	5,20	44,99	2,82
	macchia	18,49	57,94	4,47	17,74	1,36
	cereali	14,00	2,11	75,03	0,40	8,45
	foresta	0,26	0,02	9,17	90,55	0,00
	Suolo nudo	12,10	6,05	10,51	0,00	71,34
					Accuratezza globale: 76%	
					Indice kappa: 0.60	

LE KHEF K-NN NDRE+NDVI		Verità sul territorio				
		arboricoltura	macchia	cereali	foresta	Suolo nudo
Dati classificati	arboricoltura	47,03	3,93	1,40	43,72	3,93
	macchia	21,30	47,30	7,65	20,69	3,06
	cereali	14,57	5,26	73,82	0,67	5,67
	foresta	0,28	0,07	9,11	90,53	0,01
	Suolo nudo	22,93	4,73	17,02	2,13	53,19
				Accuratezza globale: 77%		
				Indice kappa: 0.59		

LE KHEF K-NN EVI		Verità sul territorio				
		arboricoltura	macchia	cereali	foresta	Suolo nudo
Dati classificati	arboricoltura	28,35	4,08	0,93	64,53	2,10
	macchia	25,87	44,28	11,24	16,86	1,74
	cereali	5,92	2,02	85,67	0,00	6,39
	foresta	1,10	0,13	9,57	89,20	0,00
	Suolo nudo	23,63	5,72	8,71	0,25	61,69
				Accuratezza globale: 75%		
				Indice kappa: 0.57		

LE KHEF K-NN EVI_S1		Verità sul territorio				
		arboricoltura	macchia	cereali	foresta	Suolo nudo
Dati classificati	arboricoltura	88,95	2,94	2,70	5,05	0,35
	macchia	18,15	70,54	6,10	4,46	0,74
	cereali	5,42	2,78	86,51	3,34	1,95
	foresta	0,45	0,46	8,62	90,42	0,05
	Suolo nudo	4,72	3,06	2,22	2,22	87,78
				Accuratezza globale: 87%		
				Indice kappa: 0.77		

LE KHEF ML		Verità sul territorio				
		NDVI		arboricoltura	macchia	cereali
Dati classificati	arboricoltura	36,09	2,90	2,33	56,71	1,98
	macchia	25,84	49,48	4,60	17,78	2,30
	cereali	17,47	2,02	72,85	0,54	7,12
	foresta	0,06	0,01	9,34	90,59	0,00
	Suolo nudo	17,56	9,09	20,45	3,31	49,59
					Accuratezza globale: 74%	
					Indice kappa: 0.54	

LE KHEF ML		Verità sul territorio				
		NDRE_NDVI		arboricoltura	macchia	cereali
Dati classificati	arboricoltura	94,74	0,00	3,51	1,75	0,00
	macchia	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00
	cereali	20,53	12,43	15,89	44,43	6,71
	foresta	0,12	0,05	10,65	89,17	0,00
	Suolo nudo	0,00	0,00	0,00	0,00	100,00
					Accuratezza globale: 63%	
					Indice kappa: 0.25	

LE KHEF ML		Verità sul territorio				
		NDVI_NDRE_S1		arboricoltura	macchia	cereali
Dati classificati	arboricoltura	94,01	3,68	2,32	0,00	0,00
	macchia	0,93	98,76	0,31	0,00	0,00
	cereali	18,56	11,17	56,87	5,07	8,33
	foresta	0,51	0,48	8,44	90,55	0,02
	Suolo nudo	5,73	15,19	8,02	1,15	69,91
					Accuratezza globale: 82%	
					Indice kappa: 0.67	

SILIANA RF NDVI_EVI		Verità sul territorio							
		Arboricoltura	Cereali	Pascoli	Foresta	Suolo nudo	Maggese	Colture orticole	Affioramenti rocciosi
Dati classificati	Arboricoltura	93,18	3,76	1,29	0,82	0,00	0,47	0,47	93,18
	Cereali	0,14	99,75	0,11	0,00	0,00	0,00	0,00	0,14
	Pascoli	29,84	2,59	60,49	1,91	0,54	4,50	0,14	29,84
	Foresta	0,76	0,00	2,62	94,44	0,00	0,00	2,18	0,76
	Suolo nudo	0,00	4,08	2,04	0,00	93,88	0,00	0,00	0,00
	Maggese	0,00	0,00	2,13	0,00	0,00	97,87	0,00	0,00
	Colture orticole	54,05	38,00	0,00	0,00	0,00	0,00	7,95	54,05
	Affioramenti rocciosi	93,18	3,76	1,29	0,82	0,00	0,47	0,47	93,18
							Accuratezza globale 40%		
							Indice Kappa :0.33		

SILIANA K-NN NDVI_EVI		Verità sul territorio							
		Arboricoltura	Cereali	Pascoli	Foresta	Suolo nudo	Maggese	Colture orticole	Affioramenti rocciosi
Dati classificati	Arboricoltura	93,42	1,00	0,83	0,33	0,00	4,16	0,25	93,42
	Cereali	0,15	99,72	0,07	0,02	0,04	0,00	0,00	0,15
	Pascoli	29,09	1,30	62,66	3,04	1,16	2,46	0,29	29,09
	Foresta	2,14	0,21	3,00	92,18	0,32	0,00	2,14	2,14
	Suolo nudo	14,00	2,00	10,00	0,00	74,00	0,00	0,00	14,00
	Maggese	5,65	0,00	7,26	0,00	0,00	87,10	0,00	5,65
	Colture orticole	0,00	42,53	0,00	0,00	0,00	0,00	57,47	0,00
	Affioramenti rocciosi	93,42	1,00	0,83	0,33	0,00	4,16	0,25	93,42
							Accuratezza globale 87%		
							Indice Kappa :0.79		

7.5. Allegato 5 : Mappe e classi di Land Use

Khairouan

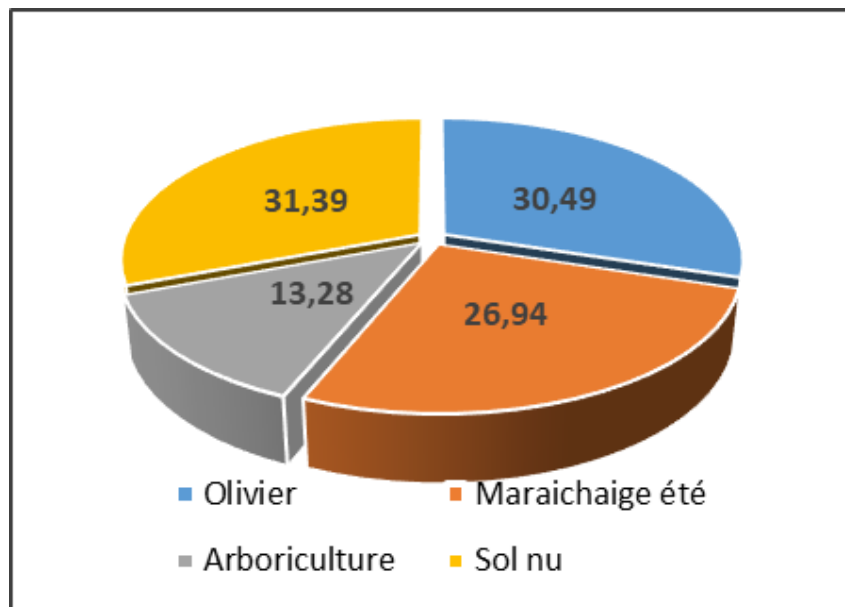
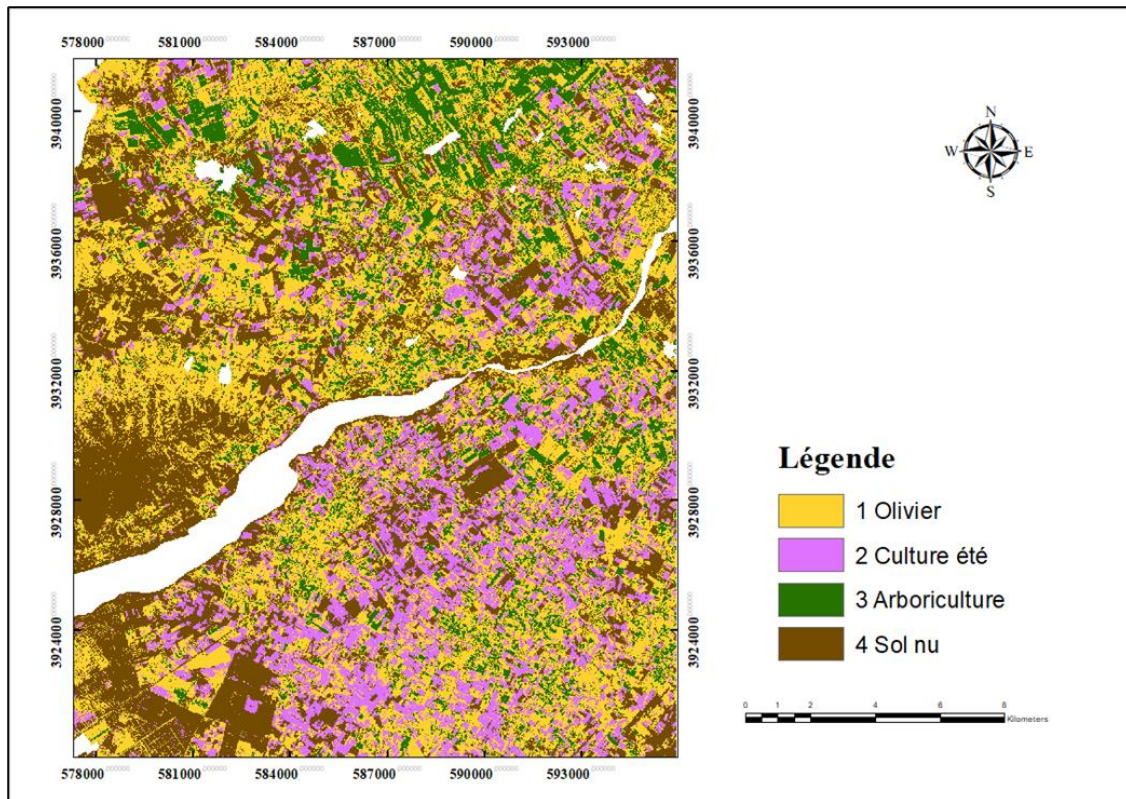


Figura 119: Land Cover et percentuale per singola classe (Kairouan 2020, RF)

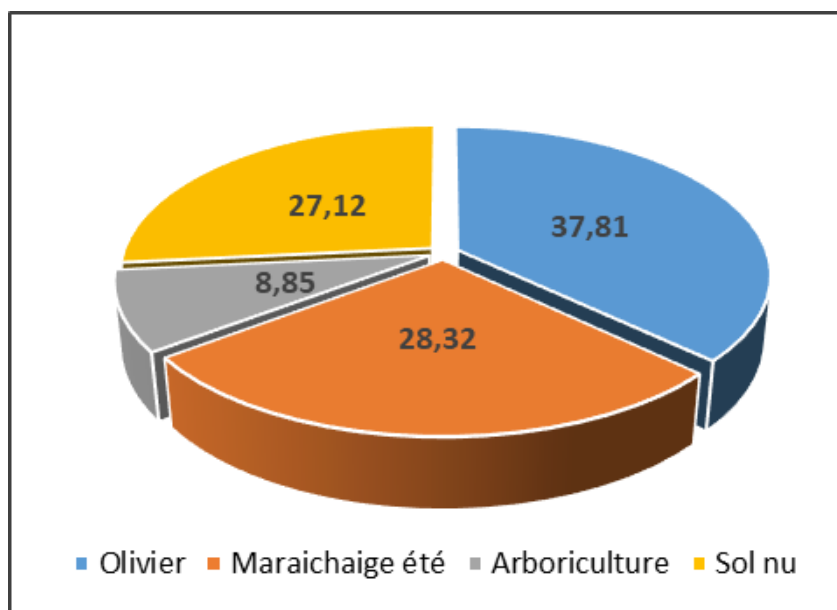
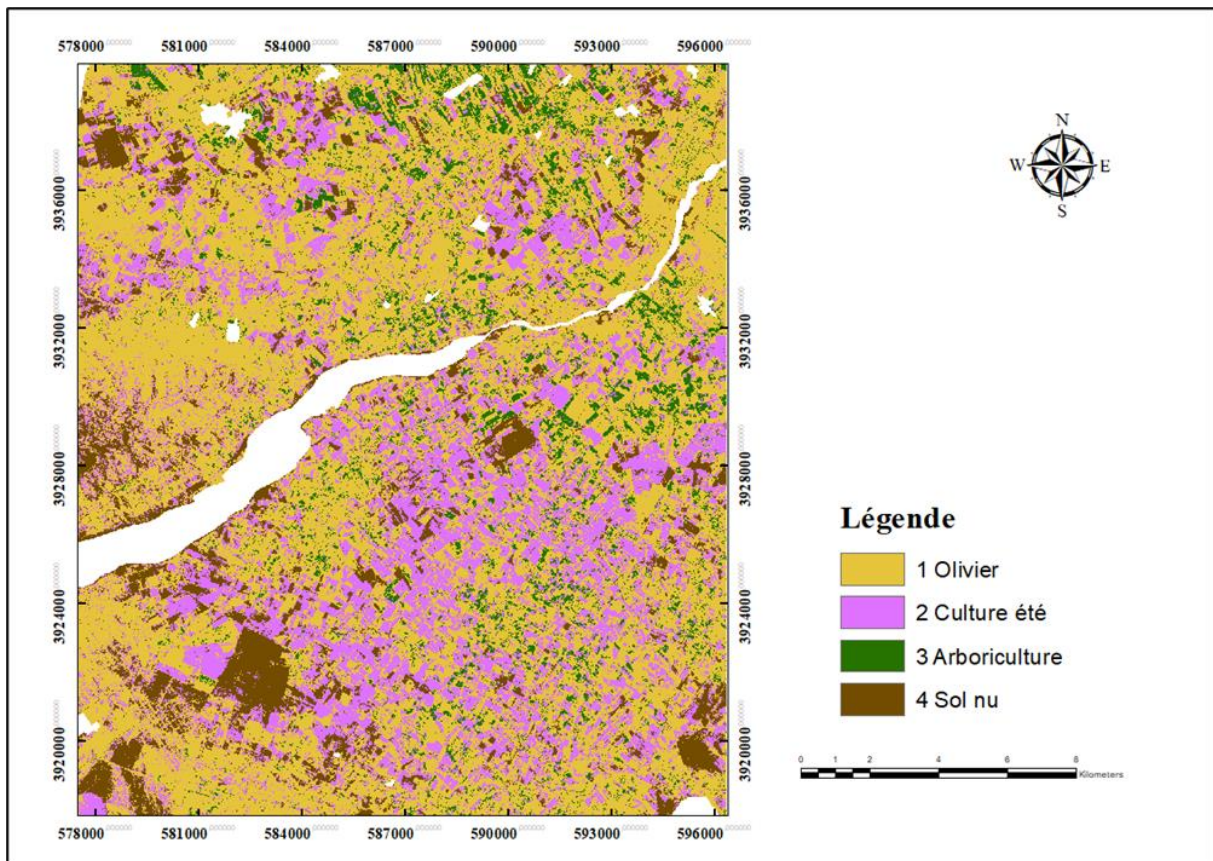


Figura 120: Land Cover et percentuale per singola classe (Kairouan 2019, RF)

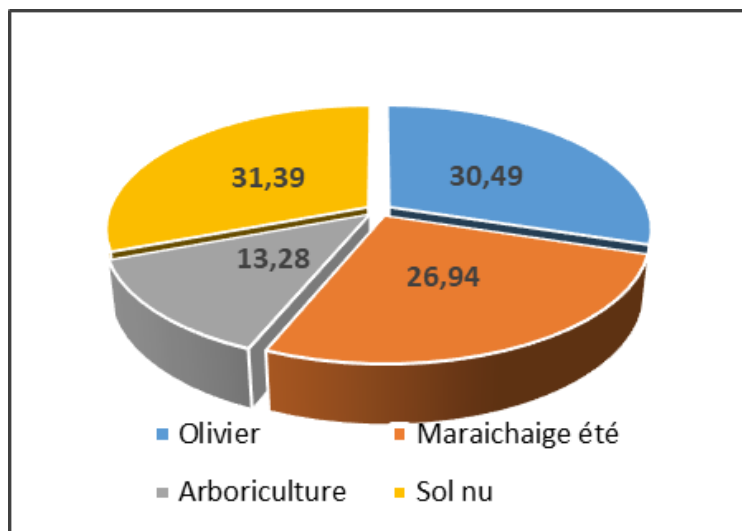
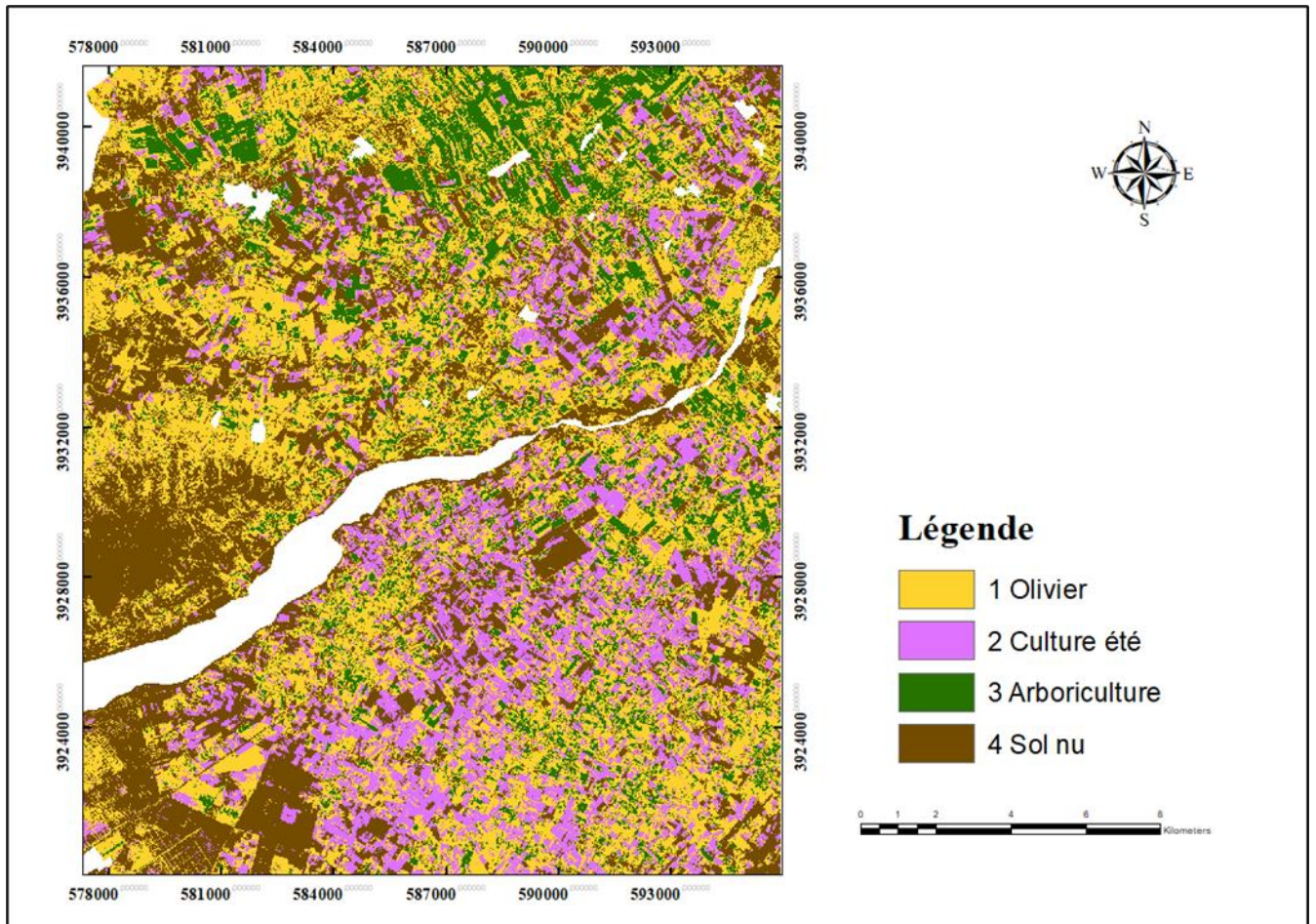


Figura 121 : Land Cover et percentuale per singola classe (Kairouan 2018, RF)

Le Khef

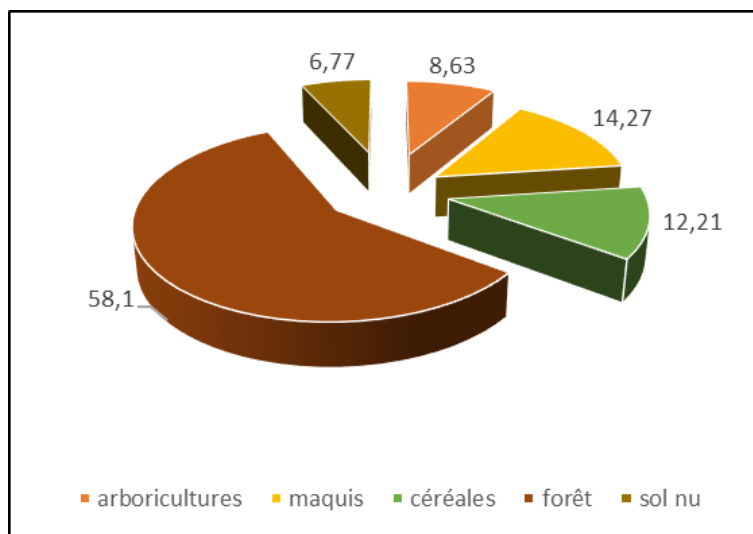
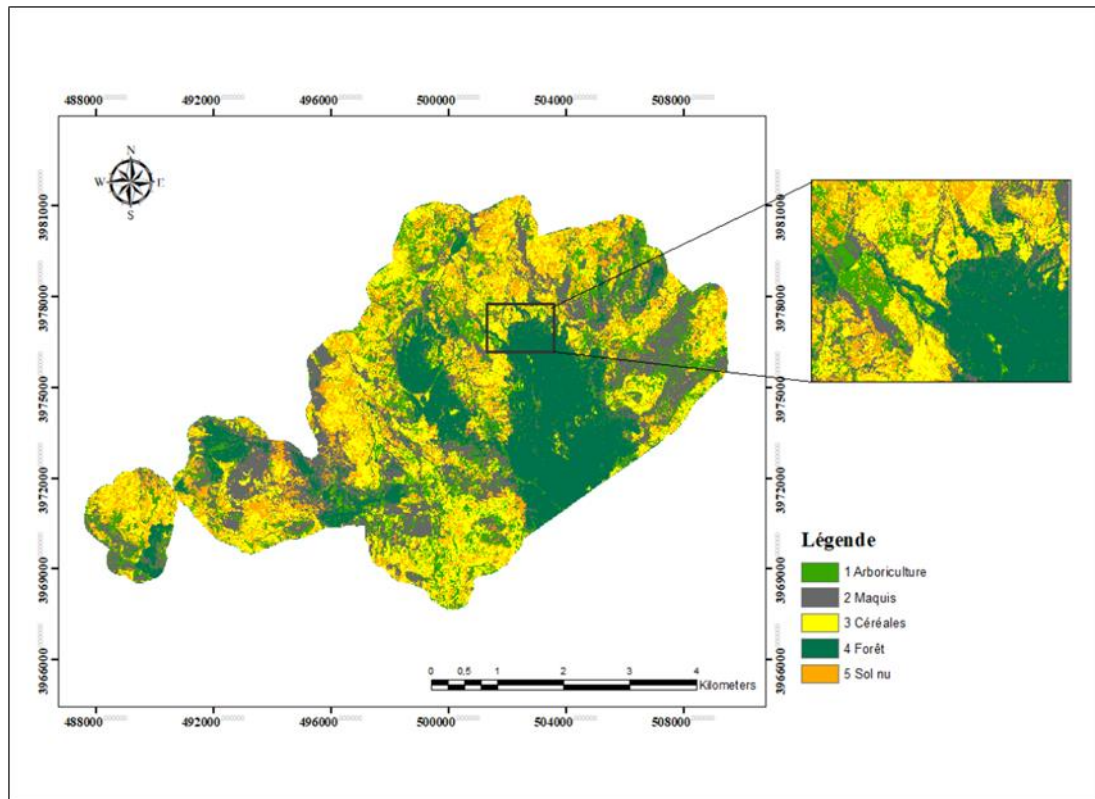


Figura 122: Land Cover et percentuale per singola classe (Le Khef 2017/2018, RF)

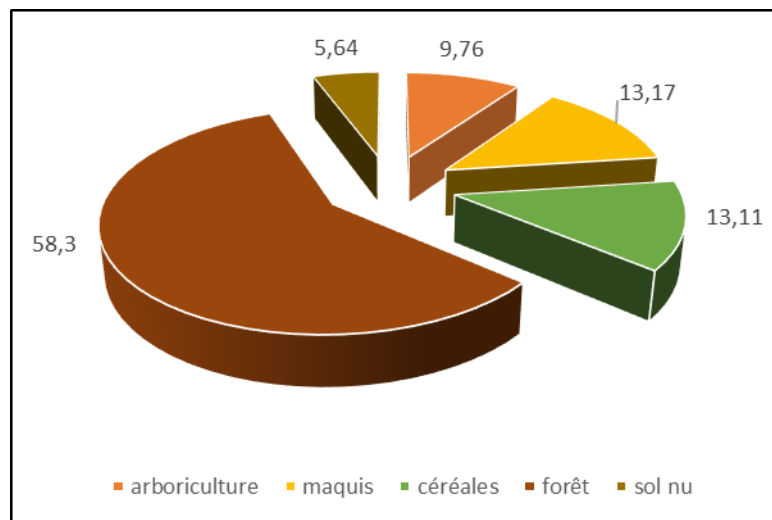
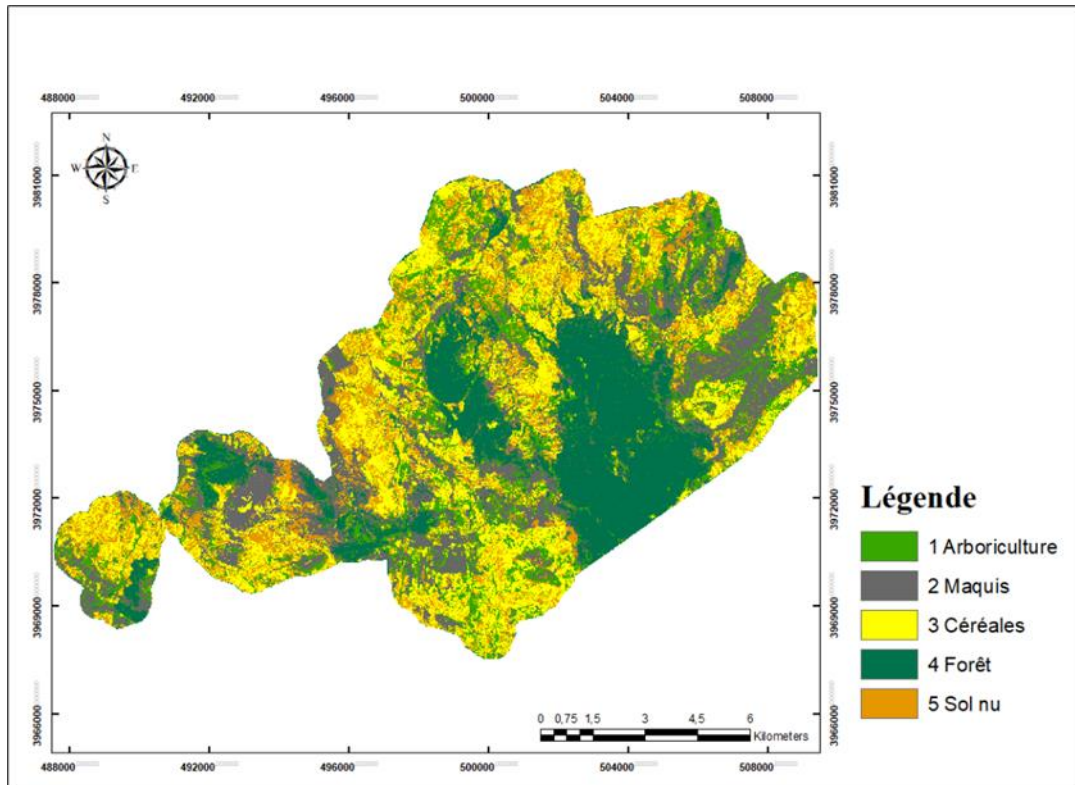


Figura 123: Land Cover et percentuale per singola classe (Le Khef 2018/2019, RF)

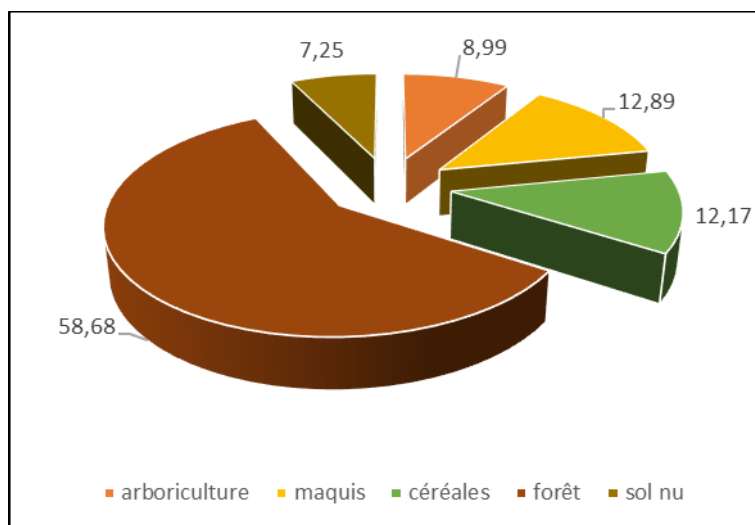
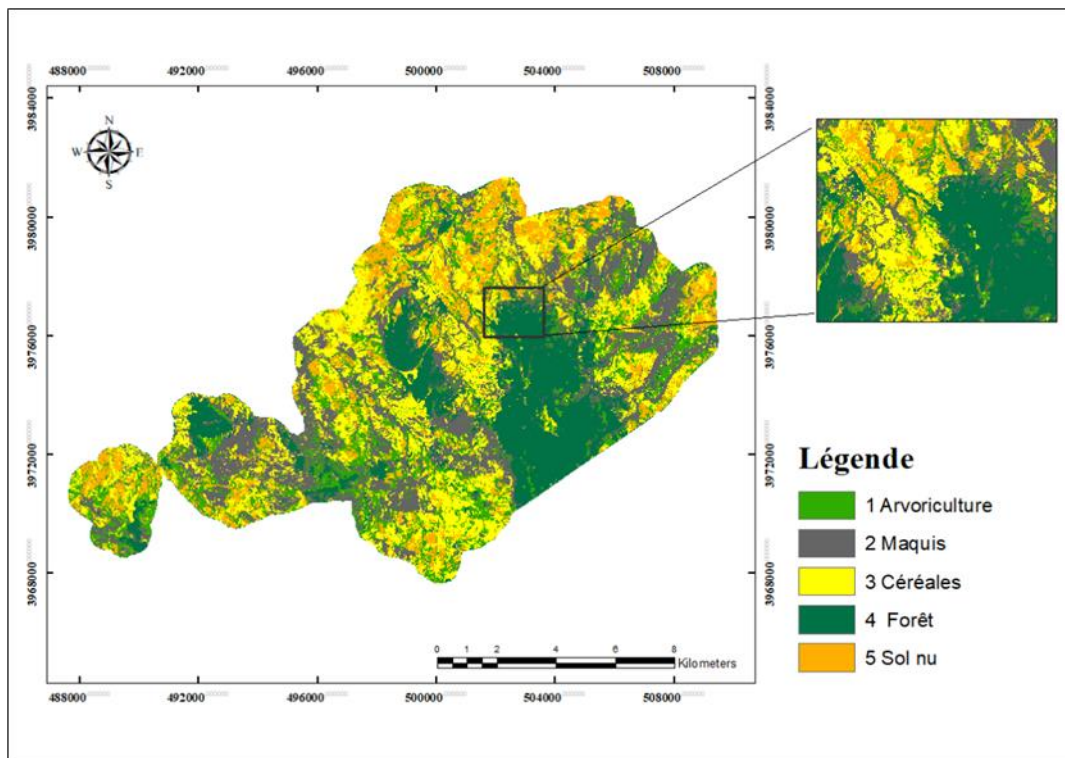


Figura 124: Land Cover et percentuale per singola classe (Le Khef 2019/2020, RF)

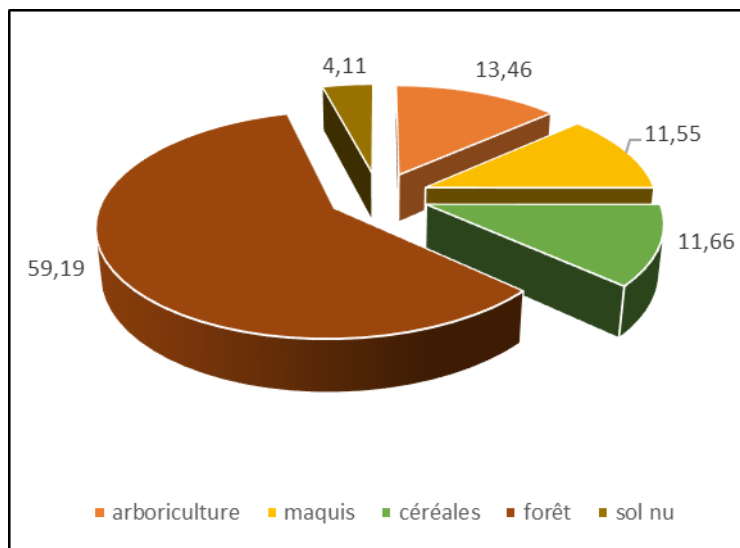
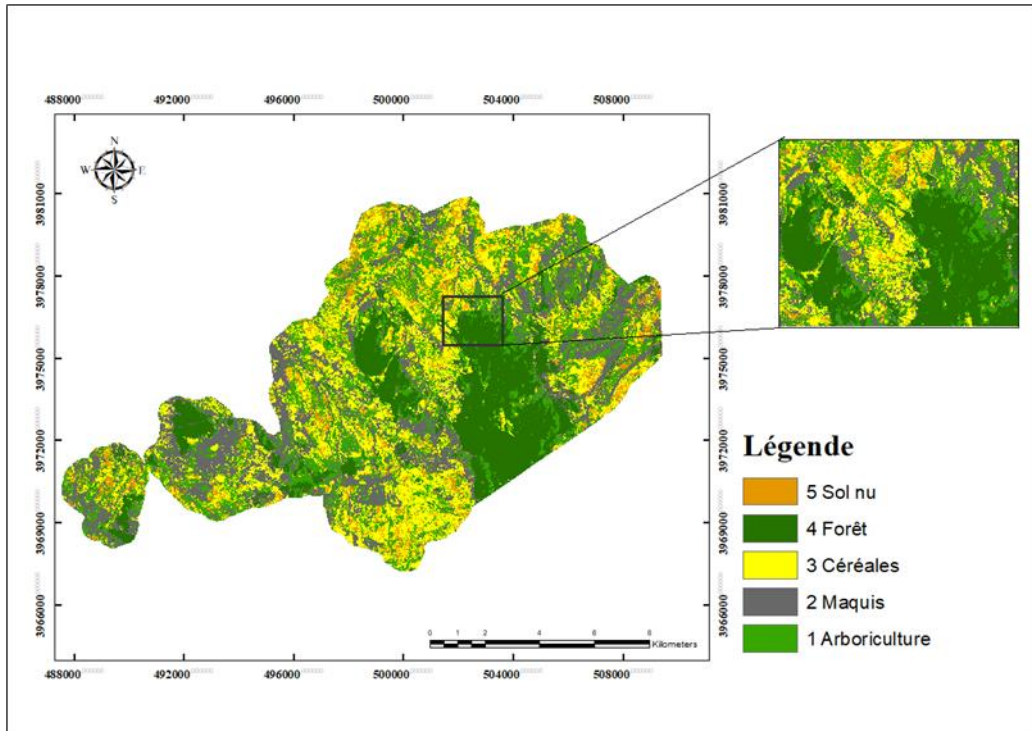


Figura 125: Land Cover et percentuale per singola classe (Le Khef 2020/2021, RF)

Siliana

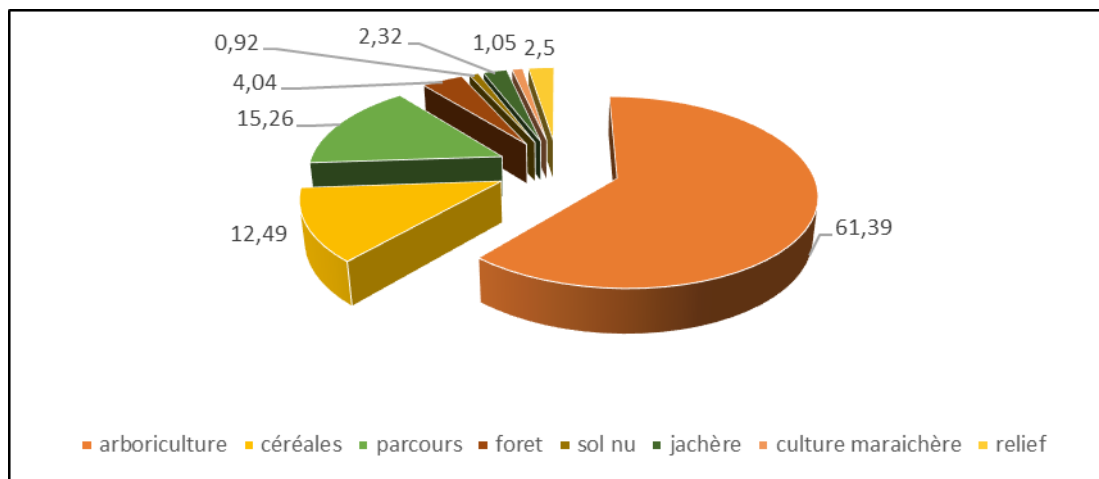
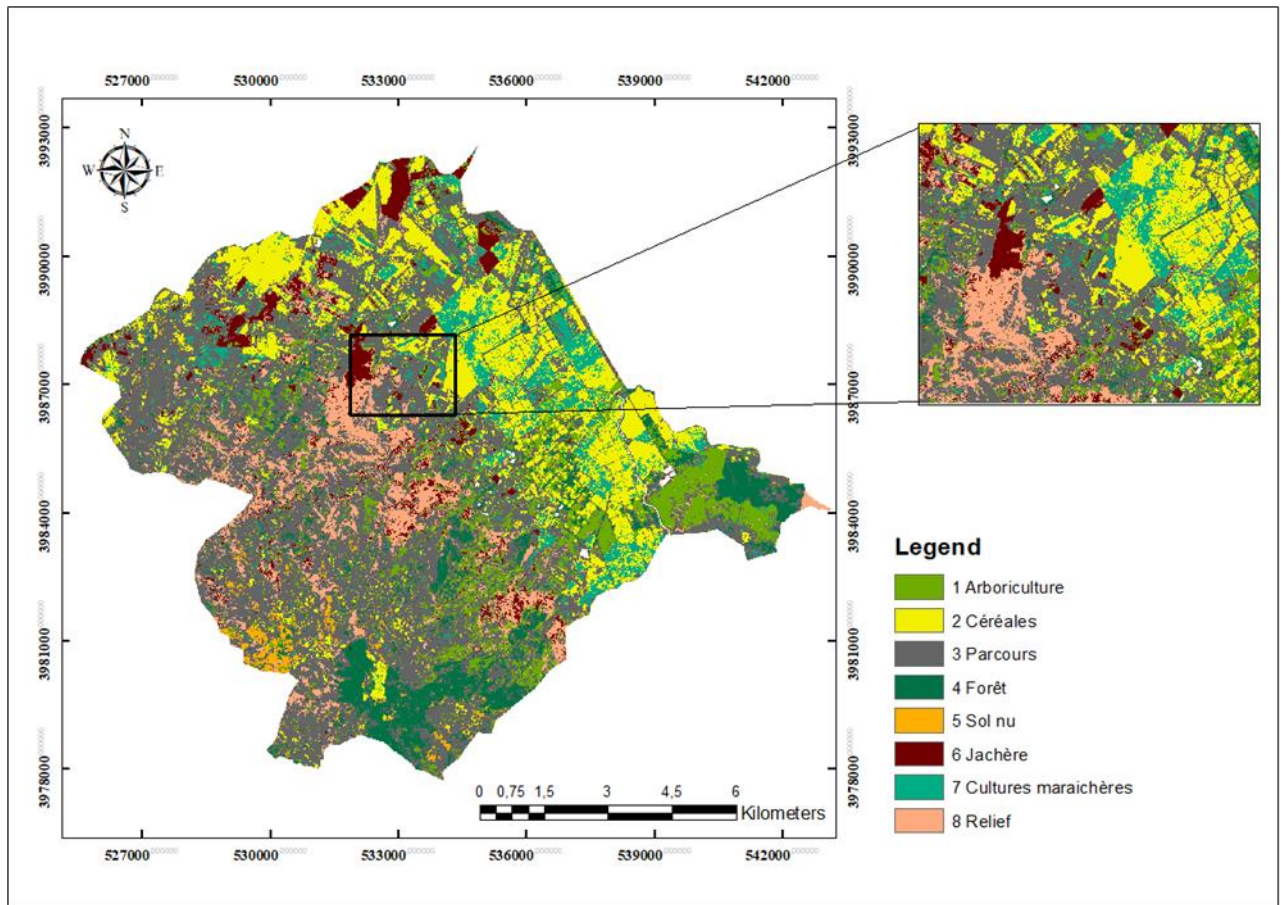


Figura 126: Land Cover et percentuale per singola classe (Siliana 2019, K-NN)