REGIONE AUTÒNOMA DE SARDIGNA
REGIONE AUTONOMA DELLA SARDEGNA

FSC Fondo per lo Sviluppo e la Coesione

D7.2.1 Mappe di decisione-prescrizione
D 7.2.2 Modelli di intervento fito-sanitario
M 7.2.1 Riconoscimento automatico di malattie ed insetti per facilitare il monitoraggio e fornire un ulteriore strumento di supporto alle decisioni nella difesa antiparassitaria del vigneto

Advanced Technologies for LANds management and Tools for Innovative Development of an EcoSustainable agriculture

Acronimo: Atlantide

Codice di intervento: RC_CRP_068

CUP: J88D20000070002

Deliverable: D 7.2.1 e D 7.2.2/Milestone: M7.2.1

Informazioni sul deliverable	
Numero e nome del deliverable	D7.2.1 Mappe di decisione-prescrizione (mesi 10)D 7.2.2/ Modelli di intervento Fitosanitario M 7.2.1 milestone
Da consegnare entro	31 agosto 2021
Consegnato	17 marzo 2022
Work Package	WP 7
Partner coinvolto	Uniss (Odr) Impresa capofila (IC) TopCON, Abinsula. Carpante azienda Viticola(PP)

Autori	Filippo Gambella SSD AGR09/Andrea Lentini SSD AGR 11, Prof.sse Salva Serra e Vanda Prota AGR 12 (Odr)
Revisori	Uniss Odr/TopCon, Abinsula IC/carpante Azienda Viticola PP
Approvato da	Odr/IC/PP
Livello di disseminazione	Pubblico
Tipologia	Documento Report

Tabella 1. Cronologia delle revisioni

Data	Versione	Commenti
21/02/2022	0.1	Bozza
17/03/2022	1.0	Versione finale

Abbreviazioni

(MASK-CNN Convolutional, Neural Network): Rete Neurale pre-addestrata
VIA (VGG Image Annotator): Software per annotazioni immagini
IoU (Intersection over Union): misura del livello di sovrapposizione di una previsione della rete addestrata con una annotazione originale.
(TP): True Positive si ha un vero positivo se il bounding box ottenuto dalla rete è almeno parzialmente sovrapposto a quello di una delle annotazioni originali. In questo caso si considera l'oggetto come correttamente identificato;
(FP)False Positive: si ha un falso positivo se il bounding box ottenuto dalla rete non è sovrapposto a nessuna delle annotazioni originali o il livello di sovrapposizione è inferiore al livello di soglia (IoU th) stabilito;
(FN): False Negative si ha un falso negativo se in corrispondenza di una delle annotazioni originali la rete non ha rilevato nessun oggetto.
Precision: rapporto tra le previsioni corrette ed il numero totale di previsioni effettuate dalla rete. È un numero decimale compreso tra zero e uno che diminuisce all'aumentare del numero di previsioni errate
Recall: rapporto tra le previsioni corrette ed il numero totale di annotazioni. È un numero decimale compreso tra zero e uno che diminuisce all'aumentare del numero di identificazioni mancate.
F1: media armonica tra Precision e Recall che permette di valutare quale possa essere la migliore combinazione tra questi due valori.

Sommario

Questi due deliverable sono derivati dalle attività svolte per il raggiungimento del Milestone M7.2.1 Riconoscimento automatico di malattie ed insetti per facilitare il monitoraggio e fornire un ulteriore strumento di supporto alle decisioni nella difesa antiparassitaria.

Attività di monitoraggio di campo peronospora, oidio e GPGV in collaborazione con AGR 12-AGR09

Considerando i sintomi di oidio sulle piantine in vaso e sulle piante adulte allevate in serra, nonché i sintomi di peronospora e di oidio reperiti nei vigneti commerciali, sono state annotate, con il software VIA (VGG Image Annotator), 391 foto con sintomi di oidio e 227 foto con sintomi di peronospora utilizzando macchine fotografiche di tipo Reflex e telefoni cellulari. Il dataset è stato integrato con foto di archivio, per cui sono state annotate ulteriori 98 foto con sintomi di oidio e 37 con sintomi di peronospora. In totale sono state sottoposte ad addestramento mediante rete neurale Mask R-CNN (estensione della Faster R-CNN) 753 immagini, 489 di oidio e 264 di peronospora, ognuna delle quali con un numero di annotazioni variabile da uno a circa 50. Ogni annotazione è stata associata ad una delle seguenti cinque categorie: peronospora foglia, peronospora grappolo, oidio foglia, oidio grappolo, oidio tralcio. L'addestramento è stato eseguito contemporaneamente per le due malattie.

Malgrado il notevole aumento del numero di immagini utilizzate rispetto agli esperimenti iniziali, i risultati non possono ancora essere considerati soddisfacenti dato l'alto numero di falsi allarmi (sintomi trovati dove in realtà non erano presenti e quindi falsi positivi) e di mancati allarmi (sintomi non trovati dove in realtà erano presenti e quindi falsi negativi). Infatti, dopo una prima fase di riduzione delle misure di errore usate per monitorare i progressi nell'addestramento, la rete si blocca a livelli di errore ancora non accettabili come mostrato in **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**. Le curve di loss (perdita) rappresentano i valori di errore nelle previsioni effettuate misurati dalla rete. Queste due curve mostrano quindi la progressione dell'apprendimento della rete sui dati di train e di validazione ed è evidente come, dopo una diminuzione iniziale, la riduzione dei valori si blocca superate le 60 epoche di addestramento. Una migliore selezione dei parametri di addestramento della rete utilizzati dovrebbe portare, nei prossimi mesi, ad una riduzione degli errori ancora presenti. In alternativa sarà necessario aumentare la numerosità dei dataset utilizzati.

I risultati negativi non sono del tutto inaspettati, in quanto i sintomi da riconoscere sono spesso molto lievi e difficilmente individuabili anche a occhio nudo se il rilievo viene effettuato da persone non esperte o in modo superficiale. Questo vale soprattutto per l'oidio, mentre i sintomi di peronospora sono di solito più definiti. Considerate queste differenze, in questa prima fase si può provare ad addestrare la rete separatamente per oidio e peronospora, in modo da valutare se le difficoltà sono legate ad una certa tipologia di sintomi.

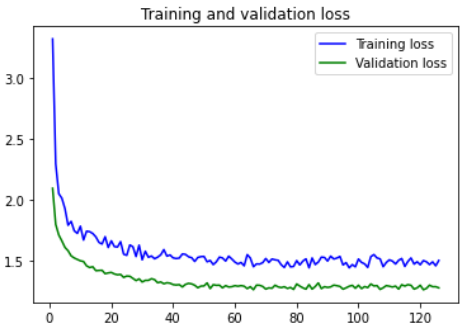


Figura 1: curve di loss (perdita) che mostrano la progressione dell'apprendimento della rete sui dati di train e di validazione. È evidente come, dopo una diminuzione iniziale, le riduzione dei valori si blocca superate le 60 epoche di addestramento.

Attività di monitoraggio di campo Cicaline in collaborazione con AGR 11 – AGR09

Il risultato finale del controllo visivo delle immagini ha portato alla selezione di 355 foto che soddisfacevano i criteri sopra citati. Le fotografie in questione sono state ordinate in tre database (CP1 = 107 foto; CP2 = 56 foto; CP3 = 192 foto) organizzati in sottocartelle in cui ogni immagine veniva distinta in base alla località del vigneto, alla data in cui è stata scattata e alla cultivar della pianta ospite. Successivamente, i sintomi dell'infestazione sono stati annotati con l'impiego del software VGG Image Annotator, che non necessita il download e può essere utilizzato online e permette di delimitare i sintomi entro un'area di interesse all'interno della figura. L'insieme delle immagini di ogni database è stato caricato in un progetto all'interno del software, e sono state definite delle categorie a cui associare i sintomi in relazione al colore della bacca (bianca o rossa) e all'intensità del sintomo (precoce o avanzato), definendo quindi quattro possibili attributi al sintomo: "rossa_precoce", "rossa_avanzato", "bianca_precoce" e "bianca_avanzato". Per ogni immagine, le foglie sintomatiche sono state delimitate tramite un rettangolo (bounding box) a cui è stato associato uno dei 4 possibili attributi in relazione alla cultivar e alla intensità del sintomo. La definizione dello stato del sintomo è stata fatta dall'operatore in base a delle linee guida: il sintomo è considerato precoce nel caso in cui si manifesti una decolorazione marginale della foglia, mentre il sintomo è classificato come avanzato quando la decolorazione/discolorazione interessa anche gli spazi internervali e talvolta è anche associata a bruscature marginali. Generalmente le varietà a bacca bianca presentano alterazioni clorotiche mentre le varietà a bacca rossa mostrano antocianosi. Partendo dai dataset annotati è stato possibile addestrare una rete in grado di riconoscere i sintomi dell'infestazione.

Per quanto riguarda la fase di addestramento anche in questo caso si è utilizzata una rete neurale Mask R-CNN. L'ampliamento del numero di immagini utilizzate grazie all'aggiunta del dataset CP3 (192 foto) ai dataset CP1 e CP2 (rispettivamente 107 e 56 foto) ha permesso di ottenere un totale di 355 immagini. Questo set è stato suddiviso in maniera casuale in 5 parti uguali composte ognuna da 71 elementi. Nella fase di addestramento della rete si sono utilizzate 4 parti riunite in un set da 284 elementi mentre la parte restante è stata usata per la verifica delle prestazioni della rete. Grazie ad un numero di immagini più che raddoppiato rispetto all'addestramento precedente, si è notato un miglioramento dei risultati con una riduzione di falsi allarmi particolarmente evidente per determinati valori di soglia. A questo proposito, rispetto alle precedenti sperimentazioni, si sono valutati i risultati per un gran numero di valori di soglia della "confidence" o stima della previsione (probabilità che la previsione fatta dalla rete sia corretta) che nel resto del documento chiameremo Score e per due diversi valori del livello di sovrapposizione IoU, 0,5 e 0,3. I valori ottenuti sono mostrati in Tabella 1.

Tabella 1: valori di Precision, Recall e F1 ottenuti dalla analisi dei dataset Cp1, CP2 e CP3 per diversi valori di soglia di Score e di IoU.

		Score > 0,7	**Score > 0,9**	**Score > 0,95**	**Score > 0,98**	**Score > 0,99**
IoU > 0.5	**Precision**	0,212	0,358	0,438	0,568	0,709
	Recall	0,773	0,691	0,609	0,491	0,355
	F1	0,333	0,472	0,510	0,527	0,473
IoU > 0.3	**Precision**	0,232	0,381	0,467	0,606	0,745
	Recall	0,855	0,727	0,636	0,518	0,373

	F1	0,365	0,500	0,538	0,559	0,497

Per entrambi i valori di soglia di IoU il massimo valore di F1 lo si ottiene per uno Score superiore a 0,98 e quindi considerando come corrette solo le previsioni con altissimi Score. Si potrebbe anche salire ulteriormente e porre come valore di soglia 0,99 per avere una Precision ancora più alta anche a costo di una diminuzione di Recall ed F1 data l'importanza di limitare al massimo il numero di FP come vedremo in seguito.
In questa fase si è effettuata anche una prima analisi dei risultati ottenuti tenendo conto della distinzione tra le quattro classi in base al colore della bacca (bianca o rossa) ed all'intensità del sintomo (precoce o avanzato):

- "rossa precoce"
- "rossa avanzato"
- "bianca precoce"
- "bianca avanzato"

Nelle Tabelle da 2 a 6 vediamo il rapporto tra il numero di annotazioni correttamente identificate (TP) e il numero di annotazioni totali (TP + FN) presenti nelle 71 immagini analizzate distinte in base al colore della bacca (bianca o rossa) e all'intensità del sintomo (precoce o avanzato) per i cinque differenti valori di soglia e per una IoU superiore a 0.3. Valori molto simili, anche se leggermente peggiori, si ottengono per una IoU superiore a 0.5.

Tabella 2: rapporto tra le annotazioni correttamente identificate e le annotazioni totali presenti nelle 71 immagini analizzate distinte in base al colore della bacca (bianca o rossa) e all'intensità del sintomo (precoce o avanzato) per un valore di soglia superiore a 0.7 ed una IoU > 0.3.

Score > 0,7		
	Bianca	Rossa
Precoce	36/42	14/17
Avanzata	42/48	2/3

Tabella 3: rapporto tra le annotazioni correttamente identificate e le annotazioni totali presenti nelle 71 immagini analizzate distinte in base al colore della bacca (bianca o rossa) e all'intensità del sintomo (precoce o avanzato) per un valore di soglia superiore a 0.9 ed una IoU > 0.3.

Score > 0,9		
	Bianca	Rossa
Precoce	31/42	14/17
Avanzata	34/48	1/3

Tabella 4: rapporto tra le annotazioni correttamente identificate e le annotazioni totali presenti nelle 71 immagini analizzate distinte in base al colore della bacca (bianca o rossa) e all'intensità del sintomo (precoce o avanzato) per un valore di soglia superiore a 0.95 ed una IoU > 0.3.

Score > 0,95		
	Bianca	Rossa
Precoce	28/42	12/17
Avanzata	29/48	1/3

Tabella 5: rapporto tra le annotazioni correttamente identificate e le annotazioni totali presenti nelle 71 immagini analizzate distinte in base al colore della bacca (bianca o rossa) e all'intensità del sintomo (precoce o avanzato) per un valore di soglia superiore a 0.98 ed una IoU > 0.3.

Score > 0,98		
	Bianca	Rossa
Precoce	24/42	9/17
Avanzata	23/48	1/3

Tabella 6: rapporto tra le annotazioni correttamente identificate e le annotazioni totali presenti nelle 71 immagini analizzate distinte in base al colore della bacca (bianca o rossa) e all'intensità del sintomo (precoce o avanzato) per un valore di soglia superiore a 0.99 ed una IoU > 0.3.

Score > 0,99		
	Bianca	Rossa
Precoce	17/42	7/17
Avanzata	17/48	0/3

Questi rapporti tra valori di TP e (TP + FN) corrispondono quindi ai valori di Recall calcolati separatamente per ognuna delle quattro classi. Anche in questo caso si nota un aumento dei numeri di immagini correttamente identificate al diminuire del valore di soglia ma, come già evidenziato in precedenza, questo non deve far pensare ad un miglioramento delle prestazioni del sistema. Infatti, quelli che non vengono considerati in queste tabelle sono i valori di falsi positivi FP che aumentano anch'essi al diminuire del valore di soglia facendo diminuire il valore della Precision. Nella scelta del miglior compromesso tra i due tipi di errore (FP ed FN) è conveniente optare per la massima riduzione del numero di falsi positivi e quindi di falsi allarmi anche a costo veder crescere quello dei mancati allarmi. Se infatti anche un solo positivo su un alto numero di foglie infettate (e quindi tanti falsi negativi) sarebbe sufficiente a rilevare l'infestazione, un alto numero di falsi positivi porterebbe a tantissime segnalazioni di infestazione errate che, in uno scenario realistico, renderebbero un sistema di questo tipo del tutto inutilizzabile.

Per comprendere meglio questo concetto analizziamo i valori di TP, FP e FN mostrati in Tabella 7 e ottenuti sulle 71 immagini per i diversi valori di Score selezionati (ancora una volta è stato scelto un valore di IoU superiore a 0.3). Scegliendo un valore di Score superiore a 0.7 si ha un'ottima identificazione delle annotazioni con una corretta rilevazione di 94 TP su un totale di 110 annotazioni ma si ottengono anche 311 FP. Questo significa che in qualunque immagine presentata al sistema è molto probabile che vengano rilevati segnali di infestazione in foglie che invece sono sane. Perciò, se anche ci fossero solo piante sane, il sistema le segnalerebbe quasi tutte come infettate.

Partendo da queste considerazioni diventa evidente come sia preferibile, spostandoci all'ultima riga della tabella, optare per un valore di Score molto alto che, pur permettendo di rilevare solo 41 TP sulle 110 annotazioni totali, riduce il numero di FP a 14 portando ad una percentuale di presenza di falsi positivi inferiore al 20% sulle immagini analizzate. Ovviamente, dato che stiamo considerando una quantità limitata di immagini, questi numeri dovranno essere confermati in seguito a successive campagne di registrazione di nuovi dati e da questo punto di vista sarà fondamentale l'utilizzo di un rover in grado di acquisire automaticamente un gran numero di nuove immagini in differenti località.

Tabella 7: valori di TP, FP e FN ottenuti sulle 71 immagini analizzate per i diversi valori di Score selezionati e per IoU superiore a 0.3.

	TP (True Positive)	FP (False Positive)	FN (False Negative)
Score > 0,7	94	311	16
Score > 0,9	80	130	30
Score > 0,95	70	80	40
Score > 0,98	57	37	53
Score > 0,99	41	14	69

Nelle Figure da 2 a 4 sono mostrati alcuni esempi dei risultati ottenuti applicando il detector alle immagini analizzate. Come già visto nella relazione del mese 12, i rettangoli verdi rappresentano le annotazioni originali, i rettangoli rossi e le forme al loro interno sono le previsioni della rete. I due numeri all'interno dei rettangoli rossi rappresentano i valori di Score e di IoU.
In Figura 2 è stata correttamente riconosciuta con uno Score molto alto la foglia centrale ma, seppure con Score inferiori, sono anche presenti diversi falsi positivi.
In Figura 3 il problema dovuto ai falsi positivi diventa ancora più evidente. Infatti, dall'immagine si evince che il sistema ha correttamente riconosciuto con uno Score molto alto la foglia centrale ma i falsi positivi sono numerosi ed in particolare due degli Score ottenuti (0,983 e 0,979) possono essere ignorati solo scegliendo un valore di soglia molto alto.
In Figura 4 il sistema ha correttamente riconosciuto con uno Score molto alto la foglia centrale e, con uno score più basso, anche una seconda foglia ma altre 4 annotazioni non sono state rilevate (4 FN) e, ancora una volta, sono presenti numerosi falsi positivi, uno dei quali con Score molto alto. Inoltre, per quanto riguarda la seconda foglia bisogna sottolineare che questa è correttamente rilevata con un valore di IoU uguale a 0,417 e che quindi non si può parlare di corretta rilevazione per valori di soglia di IoU superiori a quel numero. Perciò quella previsione è corretta per un IoU superiore a 0,3 mentre risulta un altro falso positivo per un IoU superiore a 0,5.



Figura 2: Immagine di foglie di Vermentino (a sinistra) e analisi di riconoscimento dei sintomi (a destra). Dall'immagine si evince che il sistema ha correttamente riconosciuto con uno Score molto alto la foglia centrale ma, seppure con Score inferiori, sono presenti diversi falsi positivi.



Figura 3: Immagine di foglie di Nasco (a sinistra) e analisi di riconoscimento dei sintomi (a destra). Dall'immagine si evince che il sistema ha correttamente riconosciuto con uno Score molto alto la foglia centrale ma sono presenti diversi falsi positivi. In particolare, due dei valori dei FP (0.983 e 0.979) possono essere ignorati solo per una soglia dei valori di Score molto alta.



Figura 4: Immagine di foglie di Carignano (a sinistra) e analisi di riconoscimento dei sintomi (a destra). Dall'immagine si evince che il sistema ha correttamente riconosciuto con uno Score molto alto la foglia centrale e, con score più basso, anche una seconda foglia ma altre 4 annotazioni non sono state rilevate (4 FN) e sono presenti numerosi falsi positivi, uno dei quali con Score molto alto.

In base ai risultati ottenuti è ancora difficile ipotizzare un utilizzo della rete sul campo. Analizzando le intere immagini anche alla soglia di Score più alta (0,99) risulta che i TP sono rilevati solo nel 54% di esse ed i FP nel 18%. Questo significa che su 100 immagini al cui interno sono presenti segni di infestazione solo 54 verrebbero segnalate dalla rete e soprattutto che, indipendentemente dal fatto che una infestazione sia o non sia presente, su 100 immagini di una parete fogliare 18 verrebbero comunque segnalate erroneamente. Per sopperire a questo problema abbiamo

ipotizzato una possibile soluzione che, in caso di conferma sul campo dei risultati ottenuti, permetterebbe di generare delle mappe di intervento sul campo e di segnalare le zone dove è più probabile la presenza di infestazioni.
Abbiamo simulato un vigneto all'interno del quale si sta diffondendo un'infestazione dalla sinistra verso destra. Al suo interno sono presenti 15 filari (righe) ognuno composto da 30 piante rappresentate da pallini verdi semitrasparenti se piante sane e rossi semitrasparenti se malate. In base a quanto detto, ipotizzando di raccogliere una immagine per pianta, abbiamo simulato quello che sarebbe il risultato ottenuto analizzando queste immagini con una rete addestrata. Abbiamo perciò selezionato il 54% del totale delle piante nella parte infestata per indicare la rilevazione di TP (cerchi blu) e il 18% del totale delle piante presenti in tutto il campo per indicare la rilevazione FP (pallini neri). Avendo indicizzato ognuna delle 15x30 (=450) piante con un valore numerico questa selezione è quindi stata fatta generando casualmente due set di valori numerici (uno per i TP e l'altro per i FP) ognuno dei quali corrispondente all'indice di una pianta. Ovviamente, dato che un falso positivo può essere trovato in una immagine qualsiasi, per i FP l'estrazione dei valori viene fatta tra tutti i possibili indici mentre, dato che una rilevazione corretta della malattia e quindi un vero positivo può essere trovato solo in una immagine in cui sono presenti foglie malate, per i TP l'estrazione dei valori viene fatta solamente tra gli indici di quelle piante indicate come malate.
Dalla immagine generata (Figura 5) risulta subito evidente come la zona realmente infestata ha un numero di segnalazioni molto maggiore e questa differenza tra le due zone del campo può essere ulteriormente evidenziata dalla generazione di una mappa di densità corrispondente (*Figura 6*) che separa la superficie analizzata in tre differenti aree di rischio.

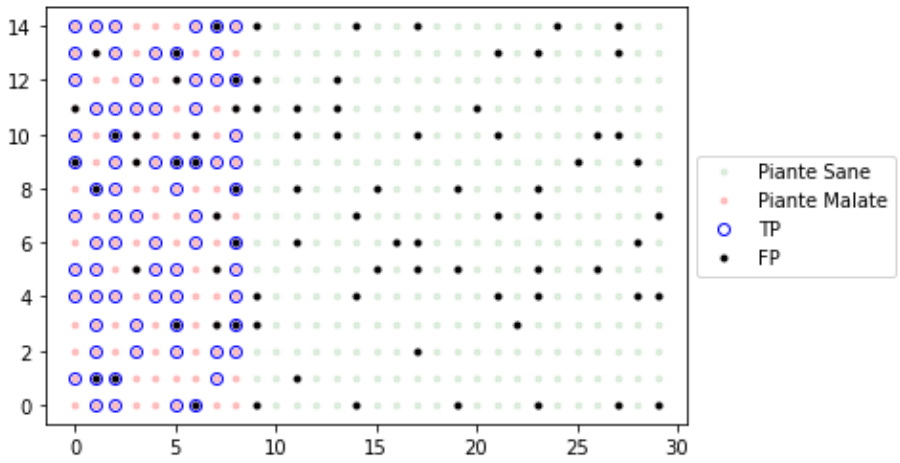


Figura 5: simulazione della diffusione di una infestazione in un vigneto.

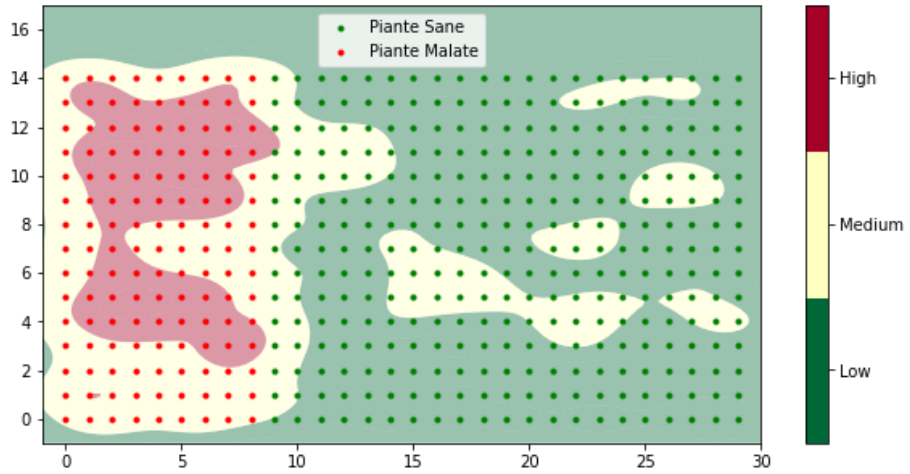


Figura 6: simulazione della generazione di una mappa di rischio generata in base alle segnalazioni della rete addestrata.

Considerazioni dei settori della difesa coinvolti nello sviluppo dei Deliverable 7.1.2 e 7.2.2 e riferite allo stato attuale di apprendimento raggiunto dalla rete neurale MASK-CNN prevista nel Milestone 7.1.2 Riconoscimento automatico di malattie ed insetti per facilitare il monitoraggio e fornire un ulteriore strumento di supporto alle decisioni nella difesa antiparassitaria del vigneto.

AGR012. Attività di monitoraggio di campo sul GPGV in collaborazione con AGR09 (Prof.ssa Vanda Prota)

Pur non avendo potuto generare un database reale sul GPGV, dall'esame della mappa delle Figg. 5/6 derivate da una simulazione sui dati prodotti, dal nostro punto di vista, possiamo esprimere alcune considerazioni; infatti le segnalazioni evidenziate dalla rete, anche se limitatamente ad un 54%, potrebbero essere di supporto nell' individuare le piante con problemi da GPGV soprattutto se l'azione avviene in un periodo precoce, possibilmente anche con piante dai sintomi blandi e come in questo caso su varietà particolarmente sensibili alla malattia. Ciò consentirebbe, oltre che di realizzare delle mappe di diffusione della malattia in campo sulla base dei sintomi rilevati, individuare anche le zone maggiormente infestate dal vettore, *Colomerus vitis,* la cui presenza si manifesta con caratteristici sintomi sulle foglie. Il tutto ci aiuterebbe ad indirizzare il proprietario verso l'applicazione di trattamenti specifici per controllare lo stesso eriofide e di conseguenza la malattia, preservando così le aree del vigneto piu' a rischio perché limitrofe a quelle sintomatiche ed evitare così che vengano raggiunte dall'infezione.

AGR011. Attività di monitoraggio di campo cicaline in collaborazione con AGR09 (Prof. Andrea Lentini)

I risultati sinora ottenuti permettono di generare mappe di rischio che pur non individuando precisamente tutte le piante infestate individuano le aree del campo in cui è maggiore la presenza dell'insetto. Una sua applicazione pratica consentirebbe comunque di concentrare i trattamenti contro le cicaline in alcune zone del vigneto evitando di irrorare le parti meno infestate. È atteso un miglioramento delle annotazioni correttamente identificate attraverso l'addestramento ed una separazione netta in due diversi dataset dei sintomi precoci rispetto a quelli tardivi. Inoltre, una maggiore attenzione verrà posta nell'acquisizione delle immagini per evitare che il riflesso dei raggi solari in determinate ore generino riflessi che simulano le infestazioni precoci. A tal riguardo sarà necessario fotografare le foglie sintomatiche nelle primissime ore del mattino o, in alternativa, schermare le piante da fotografare con idonei dispositivi.

Considerazioni e prospettive future

L'inizio della nuova campagna di acquisizione fotografica prevista da marzo 2022 permetterà l'aumento della numerosità del DATASET per tutte e tre le linee di ricerca previste e il miglioramento della percentuale di detection attuale (54%), una possibile riduzione dei FP e l'integrazione dei dati di output della rete nelle mappe di rischio, figura 6, raggiunti al mese 10 ai fini di una gestione localizzata degli interventi di controllo delle patologie ed entomofaune monitorate nel corso del triennio di progetto.

Riferimenti bibliografici

1) A Novel Methodology for Improving Plant Pest Surveillance in Vineyards and Crops Using UAV-Based Hyperspectral and Spatial Data Sensors 2018, 18(1), 260; https://doi.org/10.3390/s18010260

Codice campo modificato

Allegati

Nessuno.