



UTILIZZO DEL DEEP LEARNING E DELLE IMMAGINI UAV PER IDENTIFICARE GLI ALBERI DI AGRUMI

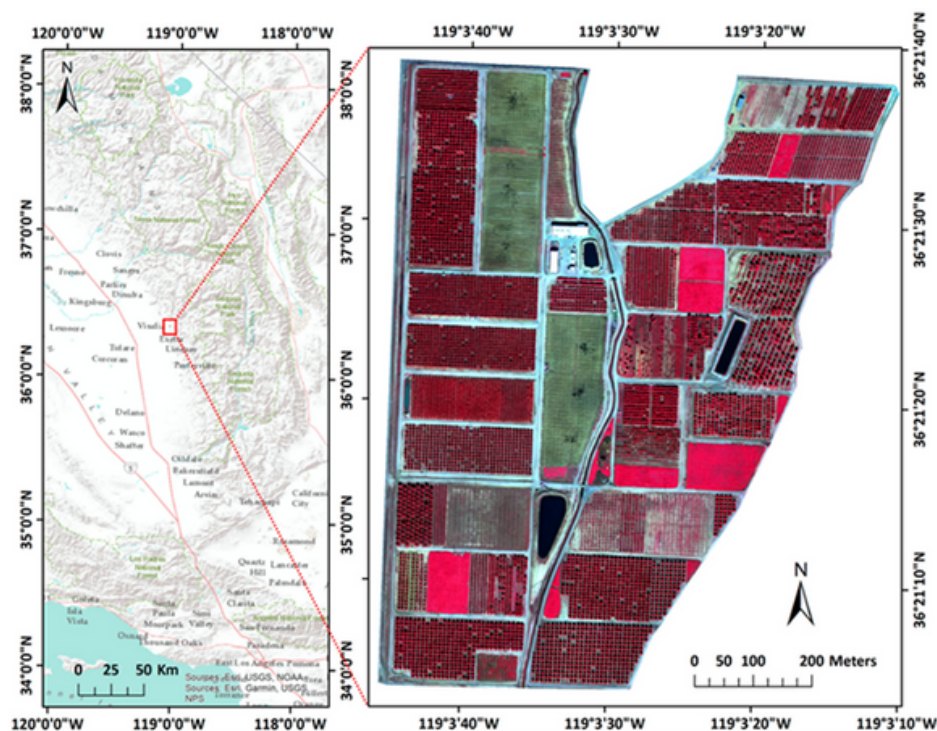
A CURA DI
TRIMBLE ECOGNITION TEAM

Sysdeco Italia

Non è sempre facile trovare articoli accademici che attirino l'attenzione del pubblico fin dall'inizio, ma questo nuovo articolo di Csillik et al. ha fatto proprio questo" Il loro articolo, intitolato "Identificazione di alberi di agrumi da immagini di veicoli aerei senza pilota utilizzando reti neurali convoluzionali" è stato appena pubblicato il 20 novembre 2018 nella rivista ad accesso aperto droni di MDPI.

Gli autori iniziano il loro abstract con "il telerilevamento è importante per l'agricoltura di precisione e la risoluzione spaziale fornita dai veicoli aerei senza equipaggio (UAV) sta rivoluzionando i flussi di lavoro dell'agricoltura di precisione..." Questo, in combinazione con l'abbandono di una parola d'ordine sul telerilevamento nel titolo dell'articolo: "convoluzional neural network" - rende affamati di saperne di più. Come sviluppatore di software di telerilevamento, non potrebbe andare meglio: UAV, CNN e agricoltura di precisione!

Gli autori hanno scelto un'area di studio situata presso il Lindcove Research and Extension Center (LREC) nella contea di Tulare, CA, U.S.A. L'UAV senseFly eBee era equipaggiato con una fotocamera multispettrale Parrot Sequoia per acquisire immagini a 4 bande (verde, rosso, rosso bordo e vicino infrarosso) con una risoluzione di 12,8 cm.



I dati prodotti dall'UAV sono stati poi utilizzati come input nel software Trimble eCognition Developer, "uno dei software più popolari per l'analisi delle immagini basata su oggetti e l'applicazione della Rete Neurale Convoluzionale (CNN) utilizzando questa piattaforma ha dato l'opportunità di integrare la CNN approccio con la post-elaborazione dei risultati basata sugli oggetti, eseguendo così l'intera analisi in un unico software".

Gli autori delineano 3 semplici passaggi nella loro applicazione della CNN, che richiedono circa 20 minuti:

- Generazione di 4.000 campioni di training (5 minuti)
- Addestramento del modello CNN (13 minuti)
- Applicazione del modello CNN all'area di validazione (2 minuti)

Gli autori hanno suddiviso l'area di studio in aree di formazione e aree di validazione. Successivamente è stata addestrata una CNN con 3 classi (4.000 campioni per classe) rappresentanti alberi, terreno nudo ed erbe infestanti. I campioni sono stati derivati da un set di dati precedentemente stabilito generato manualmente sulla base dei dati NAIP (vedere le pubblicazioni per i dettagli). Per le aree prive di alberi sono stati utilizzati campioni generati casualmente.

Tutte e 4 le bande dei dati UAV sono state utilizzate per addestrare il modello CNN. Per ulteriori dettagli sui parametri CNN utilizzati nel modello, fare riferimento al documento.

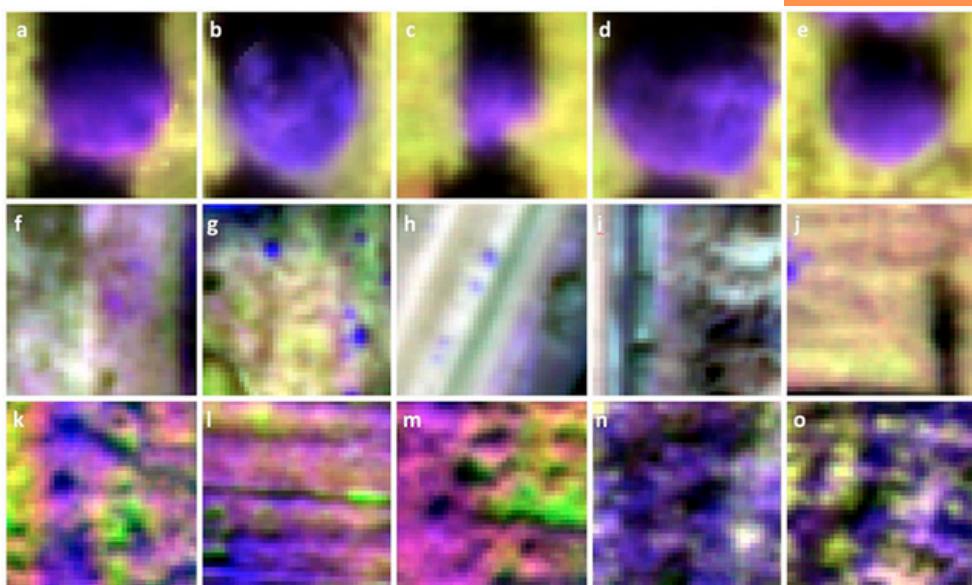


Figura 2: Esempio di set di allenamento utilizzati per: (a-e) alberi, (f-j) terreno nudo e (k-o) erbacce.

Il modello CNN ha creato un livello di mappa termica con valori compresi tra 0 e 1, più vicino a 1, maggiore è la probabilità di rilevamento degli alberi. È stato quindi applicato un filtro gaussiano per uniformare i risultati e gli alberi sono stati rilevati utilizzando un approccio con massimi locali. La classificazione iniziale conteneva una certa confusione tra alberi ed erbacce, in particolare ai margini di un appezzamento. Per tenere conto di ciò, è stata applicata una semplice soglia NDVI per rimuovere i falsi positivi.

Un altro problema che gli autori hanno dovuto affrontare è stato quello di distinguere tra alberi piccoli e alberi grandi. Per affrontare questo problema, si sono rivolti a un approccio più tradizionale basato sugli oggetti: il vantaggio di eseguire l'analisi all'interno di eCognition è che consente agli utenti di combinare l'estrazione delle funzionalità basata sulla CNN con gli strumenti OBIA in un unico ambiente automatizzato. La natura della CNN ha identificato più volte alberi con chiome più grandi, "per aggregare i target che rappresentano lo stesso albero, abbiamo segmentato la mappa termica prodotta dalla CNN (la probabilità di rilevamento degli alberi) e lo strato NDVI in superpixel". L'approccio di segmentazione dei superpixel scelto dagli autori è stato il Simple Linear Iterative Clustering (SLIC) poiché SLIC coinvolge solo 1 parametro, k , che governa il numero di superpixel di uguali dimensioni da creare. È stato adottato un approccio di segmentazione iterativo, applicando dimensioni di superpixel maggiori della dimensione della patch campione di 40×40 pixel utilizzata per addestrare la CNN. Sono stati selezionati solo oggetti con forma circolare e bassi valori di asimmetria. Il baricentro di ciascun oggetto è stato calcolato e utilizzato come posizione dell'albero.

Per convalidare i risultati, gli autori hanno utilizzato il set di dati creato manualmente basato su immagini NAIP. In totale, l'approccio automatizzato CNN-OBIA ha rilevato 3015 alberi. Di questi, gli autori hanno determinato che 2852 erano alberi realmente rilevati, 60 erano alberi mancati e 163 erano alberi aggiunti erroneamente. Pertanto, la combinazione di post-elaborazione basata su oggetti e CNN migliora "significativamente" la precisione, poiché gli autori hanno riferito che "senza perfezionamento, l'approccio CNN ha raggiunto un punteggio F del 78%, la precisione è stata del 65% e il richiamo del 98%. Dopo aver ridotto l'effetto del rilevamento di corone multiple, la precisione complessiva (punteggio F) per la classificazione finale è stata del 96,24%, con una precisione del 94,59% e un richiamo del 97,94%".

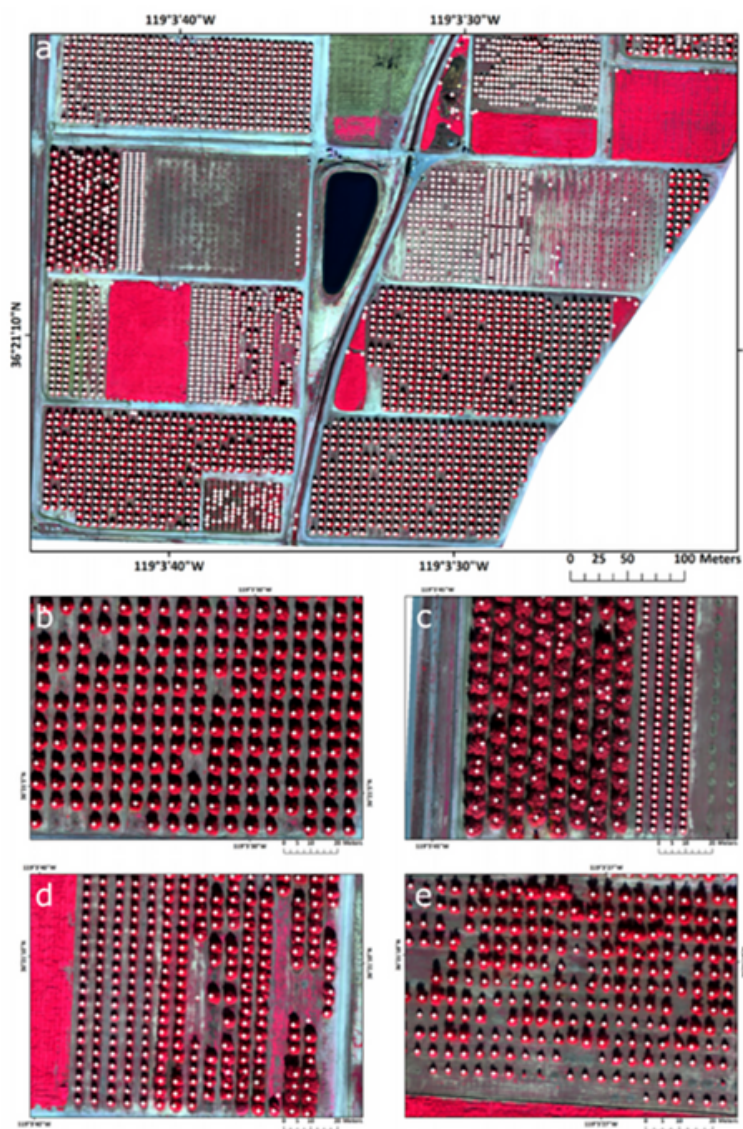


Figura 3: rilevamento finale degli alberi dall'area di prova con croci bianche che indicano la posizione degli alberi: (a) la parte meridionale del LREC; (b) alberi di media taglia correttamente classificati; (c) alberi a chioma larga con effetto ridotto del rilevamento di chiome multiple, dopo il perfezionamento basato sugli oggetti; (d) gli alberi di dimensioni simili sono stati classificati correttamente; e (e) le dimensioni eterogenee delle chiome degli alberi erano classificate correttamente.

L'importanza di mappare e monitorare i singoli alberi negli ambienti agricoli è importante per una migliore gestione delle colture a diversi livelli durante tutto il ciclo di vita della pianta. Affinché ciò sia efficace, tale monitoraggio deve essere ripetuto regolarmente e un approccio automatizzato e standardizzato svolgerà un ruolo chiave nella qualità dei risultati e consentirà un processo decisionale tempestivo. Il crescente utilizzo degli UAV nel settore agricolo renderà più importante in futuro l'uso diffuso di tali metodi.

Spero che questo articolo ti sia piaciuto tanto quanto me. Infine, vorrei ringraziare Csillik et al. per i loro contributi.