

## **Individuazione automatica di aree coltivate a riso da serie temporale MODIS: primi risultati in ambiente mediterraneo**

Alberto Crema (\*), Mirco Boschetti (\*), Giacinto Manfron (\*\*),  
Monica Pepe (\*), Mauro Musanti (\*)

(\* Consiglio Nazionale delle Ricerche, IREA, Via Bassini 15, 20133 Milano, +390223699297, +390223699300  
alberto.crema@studenti.unimi.it, boschetti.m@irea.cnr.it, pepe.m@irea.cnr.it, musanti.m@irea.cnr.it

(\*\*) Università degli Studi di Milano, Dipartimento di Produzione Vegetale, Via Celoria 2, 20133 Milano  
ilgio1984@gmail.com

### **Riassunto**

Il riso è la coltura cerealicola più importante al mondo e rappresenta l'alimento base per oltre la metà della popolazione mondiale. Anche in Europa, e soprattutto in Italia, che detiene il primato delle produzioni, questa coltivazione ha una grande importanza sia economica che paesaggistico culturale. Per garantire questa produzione oggi si richiedono metodi sostenibili e razionali di analisi nonché sistemi di supporto alle decisioni per la gestione e pianificazione degli interventi. In quest'ottica la conoscenza della distribuzione delle aree coltivate e il loro monitoraggio divengono attività fondamentali per evidenziare eventuali criticità. Nella presente ricerca si è valutata l'estendibilità del metodo di mappatura delle aree a riso dei paesi asiatici proposto da Xiao et. al (2005) al bacino del mediterraneo. Tale metodo si basa sull'analisi congiunta di serie temporali di indici di vegetazione (EVI – NDVI - LSWI) derivati dal sensore MODIS. Lo studio ha previsto l'implementazione del metodo e la produzione di mappe per l'anno 2006. Si sono testate modifiche per migliorare l'algoritmo in zone temperate definendo opportuni adattamenti per le condizioni mediterranee. I risultati sono stati confrontati con mappe di uso del suolo, *Corine Land Cover*, ed il lavoro ha confermato la validità dell'approccio basato su analisi di serie temporali anche in ambiente mediterraneo. Lo studio ha permesso di evidenziare con quali coperture si si hanno maggiori problemi di commissione e quali problemi debbano essere ulteriormente affrontati per un uso operativo del metodo nelle aree temperate. In prospettiva futura si intende indagare quale sia il limite di accuratezza del prodotto in relazione al *low resolution bias* e quali modifiche possano essere introdotte nell'algoritmo.

### **Abstract**

Rice is one of the most important crops all over the world and it represents the staple food for more than half of the human population. One fifth of the world's population, more than a billion people, depend on rice cultivation for their livelihoods. Asia, where about 90% of rice is grown, has more than 200 million rice farms (IRRI). Even in Europe rice is cultivated and Italy holds the primacy in the production representing an important farming activity. Rice is unique because it can grow in wet environments and on flooded fields that other crops cannot survive in. This feature is very important because the base of the study is to take advantage of the physic behavior of water for detecting flooding in the paddy rice fields. In this study we tested the approach given by Xiao et al.(2005) as it is, verifying its adaptability in a Mediterranean environment. By using MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) imagery of 2006 (46 of 8-days composite images) a number of vegetation indices (NDVI-EVI-LSWI) has been calculated for rice detection in the main rice district in the northern Italy between Lombardia and Piemonte. The accuracy at ground level of the derived rice map has been evaluated by using a European Land cover map *Corine-land cover* of 2006 (CLC06) and statistically calculated. After which by modifying the

methodology in order to adapt it to the temperate climatic conditions and Italian agronomic techniques, the accuracy of the newest derived maps has been analyzed and compared. The results of this study shows if the MODIS-based paddy rice mapping algorithm could potentially be applied in the Mediterranean environment as it is or if some calibration are needed.

### **Introduzione**

L'importanza del riso risiede nella caratteristica di questo cereale di poter crescere in ambienti umidi e tropicali altrimenti non adatti ad altri tipi di colture. In Asia, dove si produce il 90% di riso mondiale, per più di 200 milioni di agricoltori la coltivazione del riso è la principale attività economica e rappresenta la fonte primaria di cibo per circa 640 milioni di persone che usano questo cereale come principale o unico alimento (dati FAO 2009). A livello mondiale il riso è infatti l'alimento base per più della metà della popolazione. A fronte di questi dati questa attività agricola risulta essere molto rilevante anche in termini di impatto, in particolar modo per quanto riguarda il consumo di acqua e le emissioni di gas serra, contribuendo per circa il 10% del totale delle emissioni in atmosfera di metano (Danier van DerGon, 2000; Li et al., 2002; Neue&Boonjawat, 1998). Entrambi i fenomeni sono principalmente dovuti alla pratica della sommersione che viene effettuata nel ciclo colturale di questo cereale. La sommersione, periodo di totale copertura del suolo con acqua, risulta essere determinante e fondamentale anche all'interno del presente studio, in quanto è una caratteristica peculiare e unica di questa coltura e ci permette di distinguere il riso dalle altre coltivazioni. Tale caratteristica può essere indagata con dati ottici satellitari grazie al monitoraggio multitemporale; serie temporali di immagini ci consentono infatti di determinare, sulla base delle proprietà spettrali delle superfici, dove una determinata regione viene allagata e quando avviene la conseguente crescita della coltura.

Precedenti applicazioni (Xiao et al., 2005) hanno mostrato come i dati MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) possano essere idonei a tale scopo. Le immagini MODIS hanno caratteristiche spettrali che ci permettono di investigare la superficie tramite l'utilizzo di indici vegetazionali sensibili sia alla vegetazione (NDVI - EVI) che al contenuto di acqua (LSWI) (Xiao et al., 2002).

Si è voluto perciò testare la metodologia proposta da Xiao et al. 2005 valutando la sua estendibilità in altri contesti e quali modifiche fossero necessarie per un utilizzo in ambiente temperato mediterraneo che presenta necessariamente delle differenze rispetto alle zone del sud-est asiatico. Queste differenze sono da ricercarsi principalmente nel clima che influenza diverse tecniche colturali (cicli fenologici, rotazioni, tecniche di sommersione ecc.) e nella geografia del territorio agricolo: nel sud-est asiatico vengono comunemente sfruttate le aree collinari con terrazzamenti mentre in Europa vi è un esclusivo utilizzo di aree pianeggianti di pianura.

### **Materiali**

#### **Il riso in Europa**

Le principali aree coltivate a riso in Europa corrispondono soprattutto con i paesi che si affacciano sul mar Mediterraneo. Le caratteristiche che contraddistinguono questa coltura sono la necessità di una grande disponibilità di acqua e di terreni pianeggianti che evidenziano come nell'area mediterranea questa coltura si sviluppi prevalentemente in prossimità delle foci dei fiumi (delta dell'Ebro -SP-, Camargue -FR-, etc.) o in zone fortemente irrigue (Pianura padana).

L'Italia risulta essere il principale produttore di riso con la maggiore superficie investita alla coltivazione di questo cereale. Il riso in Italia è coltivato principalmente in un distretto agricolo compreso tra il Piemonte e la Lombardia (Bocchi et al., 2003). La pianura padana infatti con i suoi terreni pianeggianti e i numerosi corsi d'acqua che l'attraversano è un luogo ideale per la coltivazione del riso la cui tradizione risale ormai a diverse centinaia di anni (Ente nazionale risi). Questa vasta area è a forte vocazione risicola tanto che la coltivazione del riso risulta essere l'attività agricola dominante se non quella esclusiva. A differenza dell'Asia, dove grazie al clima si riescono ad ottenere due cicli colturali dello stesso cereale, nel nord Italia si riesce ad ottenere

un solo raccolto che sfrutta i mesi primaverili estivi, che vanno da Aprile a Settembre/Ottobre, dove si verificano le condizioni meteorologiche idonee.

L'area di studio ricopre l'intera area risicola del Nord Italia tra le province di Milano, Pavia, Vercelli e Novara dove sono investiti a questa coltura circa 250 000 ha e viene prodotto il 90% del riso coltivato in Italia risultando il più grande distretto risicolo in Europa

### **Dati MODIS**

La mappatura delle aree a riso è stata condotta, seguendo l'approccio di Xiao et al. (2005) , utilizzando i dati MODIS. I prodotti MODIS sono organizzati secondo una griglia basata su una proiezione sinusoidale (SIN), composta da riquadri che singolarmente coprono un'area approssimativamente di 1200 km per 1200 km. Tra i vari prodotti creati a partire dall'immagine di questo sensore, è stato usato il prodotto "8-days composite Surface Reflectance" (MOD09A1) che fornisce una stima del valore di riflettenza della superficie investigata alla risoluzione spaziale di 500 m. Questo prodotto atmosfericamente corretto è generato utilizzando il miglior dato di ogni singolo pixel registrato in un periodo di 8 giorni, scartando osservazioni con bassa qualità e mantenendo quelle con il minimo valore della banda del blu (band 3) (<http://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataproduct/dataproducts/>). Il sensore MODIS ha 36 bande, sette delle quali utilizzate per lo studio della superficie terrestre e della vegetazione: blu (459-479 nm), verde (545-565 nm), rosso (620-670 nm), infrarosso vicino (NIR<sub>1</sub>,841-875 nm; NIR<sub>2</sub>,1230-1250 nm) e infrarosso lontano (SWIR<sub>1</sub> 1628-1652 nm; SWIR<sub>2</sub> 2105-2155 nm). Queste caratteristiche spettrali permettono lo sviluppo e l'elaborazione di diversi indici che forniscono informazioni sullo stato delle superfici: combinazioni del RED e NIR ci danno informazione su parametri bio-fisici della vegetazione mentre l'uso dello SWIR può fornire informazioni sul contenuto di acqua del suolo. Queste informazioni possono essere perciò usate per indagare al meglio il periodo di sommersione che rende distinguibile questa coltura dalle altre.

L'area test del nostro studio è compresa in un unico *tile* MODIS precisamente H18v04, le 46 immagini per l'intero anno 2006 sono state scaricate dal server *USGS EROS Data Center* (<http://edc.usgs.gov>) e processate.

### **Dati ancillari**

Per la validazione delle mappe di riso ottenute da immagini MODIS, sono state usati prodotti cartografici di uso del suolo. A livello Europeo è disponibile un progetto chiamato *Corine-land cover* che fornisce mappe di copertura del suolo dell'intero territorio. Il progetto nato specificamente per il rilevamento e il monitoraggio delle caratteristiche di copertura ed uso del territorio ha avuto una prima realizzazione nel 1990 (CLC90) basata sull'analisi di immagini Landsat (TM); nel 2000 (CLC00) e nel 2006 (CLC06) sono stati realizzati degli aggiornamenti sulla base dei cambiamenti, individuati per fotointerpretazione, accorsi tra i diversi anni. La scala nominale di questa mappa tematica è 1:100,000 con una unità tematica minima pari a 25 ettari. Il sistema di nomenclatura adottato si articola su 3 livelli ad approfondimento crescente per un totale di 44 classi al terzo livello, comprendenti anche la classe "risaie" (codice: 213). La CLC essendo realizzata su una proiezione *Lambert Azimuthal Equal Area* (GCS\_ETRS\_1989) è stata riproiettata per renderla confrontabile con la mappa di riso derivata da MODIS (proiezione sinusoidale) per effettuare la validazione finale e valutarne l'accuratezza.

### **Metodi**

La ricerca ha previsto due fasi. La prima fase ha visto l'implementazione e l'applicazione dell'algoritmo di Xiao et al. (2005) nella sua forma originaria per valutarne potenzialità e limiti. La seconda fase ha invece richiesto lo studio degli errori e la valutazione di correzioni idonee al contesto mediterraneo.

Il punto di partenza proposto dall'approccio di Xiao et al. (2005) è quello di individuare il periodo di totale sommersione del suolo che presenta caratteristiche fisiche diverse da qualsiasi altra

coltura. Per far ciò viene proposto di analizzare la dinamica temporale dell'indice LSWI (*Land Surface Water Index*, [1]) in quanto tale indice è abbastanza sensibile da individuare l'aumento dell'acqua superficiale dovuta alla sommersione durante il ciclo colturale (Xiao et al., 2002; Xiao et al., 2005) grazie all'utilizzo delle bande del NIR e dello SWIR:

$$LSWI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{swir}}{\rho_{nir} + \rho_{swir}} \quad [1]$$

Per analizzare la crescita della coltura vengono invece utilizzati l'NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*, [2]) e l'EVI (*Enhanced Vegetation Index*, [3]) utili per l'analisi della presenza di coperture vegetazione sul suolo essendo strettamente correlati a parametri della pianta quali la superficie fogliare (LAI). Anche se tradizionalmente molto usato per il monitoraggio del comparto vegetale, sia esso naturale o agricolo, l'NDVI presenta dei ben noti problemi di saturazione in condizioni di chiome dense ed è sensibile alla contaminazione atmosferica e alle caratteristiche del background/suolo (Huete et al, 2002; Xiao et al 2003). L'EVI è stato invece proposto per minimizzare gli effetti precedentemente menzionati e viene perciò usato nell'algoritmo congiuntamente all'NDVI.

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}} \quad [2]$$

$$EVI = 2.5 \times \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + 6 \times \rho_{red} - 7.5 \times \rho_{blue} + 1} \quad [3]$$

### L'identificazione del riso

Le immagini MODIS, 46 immagini in totale per l'intero anno, sono state ritagliate in corrispondenza dell'area di studio producendo un sub-sample di 400x400 pixels corrispondenti ad un'area di 200 x 200 km.

Per ognuno dei ritagli sono stati calcolati e confrontati tra loro LSWI, NDVI e EVI.

Il metodo proposto da Xiao et al. (2005) si basa sull'assunto che un'area coltivata a riso possa essere identificata se si è in grado di individuare la sommersione della risaia a cui segue una rapida crescita della coltura. Il metodo perciò si basa sulla verifica di questi due criteri: sommersione e rapida crescita.

Secondo Xiao et al. (2005) il periodo di sommersione dei campi di riso può essere identificato usando l'assunzione  $LSWI > NDVI$ . Tale scelta si basa sull'ipotesi che una temporanea inversione dei valori degli indici, dove LSWI o approssima o supera i valori di EVI e NDVI, può indicare la sommersione o, come avviene in Asia come tecnica colturale, il trapianto del riso su terreni sommersi (Xiao et al., 2005).

Per rafforzare ulteriormente questa assunzione e per identificare ancor meglio le aree sommerse la condizione posta dall'algoritmo risulta essere:

$$LSWI + 0.05 \geq NDVI \text{ o } LSWI + 0.05 \geq EVI \quad [4]$$

La condizione descritta in [4] serve ad identificare quei pixel che vengono definiti come "*flooding or transplanting*". Alle aree così individuate viene poi posto il secondo vincolo per determinare se effettivamente esse corrispondono a colture risicole, il quale assume che per avere una rapida crescita legata alla coltivazione del riso il valore dell'EVI debba crescere almeno della metà del suo valore massimo (all'interno di quel ciclo colturale) nei 40 giorni successivi (*cinque 8-days composite*) alla data in cui si è verificata la prima condizione posta dell'algoritmo (identificazione della sommersione). Questo perché questa coltura cresce rapidamente nello stadio vegetativo

raggiungendo il suo picco di LAI (Leaf area index) in circa 2 mesi e potendo così stabilire con certezza che si tratti di coltivazioni di riso.

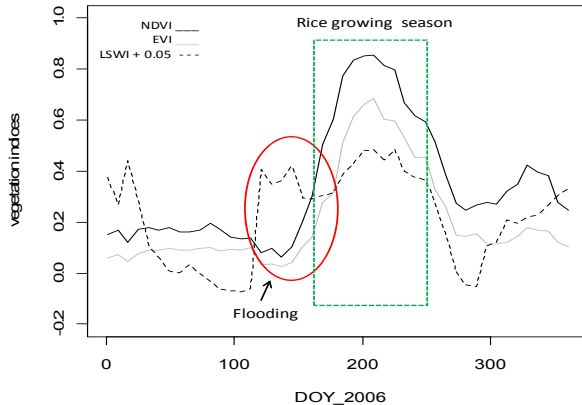


Figura 1 – Andamento degli indici in risaia in una arco di tempo annuale.

La spiegazione dell'approccio adottato può essere meglio compresa analizzando la figura 1. All'inizio della stagione l'LSWI presenta valori molto bassi in corrispondenza di un suolo nudo, che crescono in corrispondenza della sommersione e si mantengono alti durante lo sviluppo della pianta. NDVI ed EVI (figura 1), che sono legati alla presenza di vegetazione, hanno invece valori molto bassi in presenza di suolo nudo o d'acqua e tendono ad aumentare con lo sviluppo della coltura. Queste osservazioni consentono di individuare la coltivazione a riso e di distinguerla dalle altre colture e dalla vegetazione naturale.

### Definizione delle maschere

Xiao et al., (2005) indicano come nella fase di applicazione regionale dell'algoritmo si possano presentare errori di commissione con altri target (nuvole, neve, corpi idrici, foreste, aree umide, etc.). Per ridurre questo rischio Xiao et al. (2005) propongono di generare una serie di maschere da applicare al prodotto finale di rice detection.

### Nuvole

Il prodotto MOD09A1 include dei quality flags identificativi della nuvolosità che però non sono sufficienti a schermare tutti i pixel affetti da problemi di copertura nuvolosa; perciò è stata creata una prima maschera (una per ognuna delle 46 immagini) per quei pixel che presentassero valori nella banda del blu  $\geq 0.2$ . Questi pixel tendono ad avere valori di LSWI maggiori degli indici vegetazionali rischiando di creare errori di falsa identificazione di campi di riso.

### Neve

Problema simile può essere generato da quei pixel che presentano una copertura nevosa e che hanno valori di riflettanza nel visibile tali da poter falsare il calcolo degli indici vegetazionali. Per ovviare all'errore sono state generate maschere di copertura nuvolose utilizzando l'indice NDSI (Normalized Difference Snow Index) (Hall et al, 1995, 2002):

$$NDSI = \frac{\rho_{green} - \rho_{swir}}{\rho_{green} + \rho_{swir}} \quad [5]$$

L'indice è stato calcolato per ognuna delle 46 immagini dalle quali sono stati mascherati quei pixel con valori di  $NDSI > 0.4$  e  $NIR > 0.11$ .

### Corpi idrici

C'è poi la necessità di discriminare quelli che sono i corsi d'acqua permanenti dalle colture di riso in quanto questi target passano spesso il primo criterio dell'algoritmo (vedi [1]).

E' stato perciò implementato il metodo proposto da Xiao et al (2005) che prevede una soglia di quei pixel aventi un determinato profilo nella dinamica temporale degli indici di LSWI e NDVI. È stato considerato come corpo idrico permanente qualsiasi pixel che soddisfi per almeno dieci volte nel corso dell'anno (i.e. dieci delle *8-days composite images*) i criteri di  $NDVI > 0.10$  e  $NDVI < LSWI$ .

### Vegetazione naturale

Lo stesso principio vale per le altre due maschere generate nell'algoritmo, quella per le aree di vegetazione sempreverde arborea e cespugliosa. Anche in questo caso l'andamento dell'indice di NDVI nella stagione è diverso da quello di una coltura, che ha valori elevati solo per un periodo di tempo limitato solitamente coincidente col periodo di preraccolta, ma al contrario presenta valori elevati e tendenzialmente costanti durante tutto l'anno. Le aree naturali con queste caratteristiche sono state identificate per quei pixel che presentano un valore di  $NDVI > 0.7$  per almeno venti immagini durante l'anno e sono perciò state etichettate come vegetazione sempreverde. Per la vegetazione cespugliosa invece è stato utilizzata la condizione che l'indice LSWI non fosse mai inferiore a  $< 0.15$ .

Questo lavoro ci ha permesso di escludere tutti questi effetti di disturbo e di procedere all'analisi delle 46 immagini andando a generare un a prima mappa delle aree sommerse. È stato derivato un prodotto comprendente quei pixel che soddisfacevano l'ipotesi dell'inversione temporanea degli indici durante il periodo della sommersione ( $LSWI + 0.05 \geq NDVI$  o  $LSWI + 0.05 \geq EVI$ ). Per ogni pixel identificato come "ipotetico sommerso" di ogni immagine ne è stata poi esaminata la serie temporale dell'EVI all'interno dell'intero anno. I pixel di riso sono perciò identificati quando l'EVI raggiunge il 50% del valore massimo dello stesso indice entro un periodo di 40 giorni dopo la sommersione (cinque *8-days composites images*).

La flow chart di figura 2 per riassumere i passi dell'algoritmo comprende: la generazione degli indici, la creazione delle maschere, l'identificazione dei criteri di sommersione e di crescita rapida.

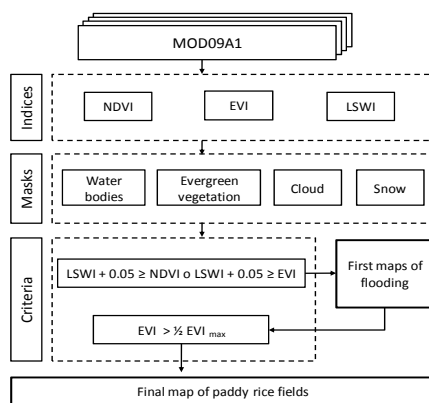


Figura 2 – Flow chart descrittivo dell'intero metodo.

### Variazioni metodologiche

Oltre all'applicazione del metodo di Xiao et al. (2005) si è proceduto a definire e testare delle ulteriori elaborazioni per ridurre gli eventuali errori di commissione prodotti dall'algoritmo.

Dalla prima mappa così ottenuta sono stati creati ulteriori prodotti seguendo lo schema proposto in figura 3, che consiste nell'applicazione di una maschera temporale (*Temporal Mask*) volta alla riduzione degli errori in momenti dell'anno dove il riso non viene coltivato e di due maschere provenienti da dati esterni (*Elevation St.Dev.* e SWBD). L'*Elevation St.Dev.* rappresenta una misura della variabilità altimetrica per ogni cella MODIS. Questo parametro serve a differenziare zone di pianura da aree collinari e montane. L'*SWBD* è invece una *water mask* derivata da un prodotto MODIS a miglior risoluzione spaziale (250m).

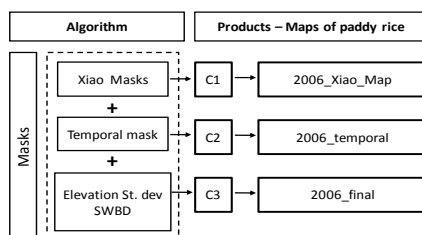


Figura 3 – Schema dei cambiamenti metodologici inseriti.

Di seguito viene descritta la flow chart dei cambiamenti metodologici:

- **C1:** è la mappa delle aree coperte dalla coltura risicola derivante dalla metodologia mostrata in Figura 2 (metodo originale di Xiao et al., 2005).
- **C2:** questa mappa è stata realizzata ponendo dei vincoli temporali oltre alle maschere già utilizzate. Come accennato precedentemente le diverse stagioni che caratterizzano ambienti come la Cina e la zone mediterranee portano alla conseguenza di avere in Europa un solo raccolto annuale invece di due come può avvenire in Asia. Questo aspetto ci ha permesso di porre delle condizioni in cui vengano esclusi quei pixels positivi alla detection presenti in date anteriori ad Aprile (periodo di semina) e posteriori a fine Giugno (periodo in cui la risaia è sommersa ma coperta dalla coltura).
- **C3:** in questo prodotto oltre alla precedente modifica, un'ulteriore miglioria è stata introdotta considerando le condizioni del territorio in cui si sviluppa la coltura, che comprendono zone pianeggianti di pianura non superiori ad una certa altimetria. Sfruttando i dati di *Digital Terrain Model (DTM)* derivati dal SRMT (<http://www2.jpl.nasa.gov/srmt/>) abbiamo calcolato la deviazione standard delle altezze in una finestra di 500 m e considerato come pianura valori di  $st.dev < 15$ . Anche nel metodo originale era inserito un criterio per cui venivano escluse dalla detection quelle zone ad una altitudine superiore a 2000m e con una pendenza maggiore 2°. Si era deciso di testare la bontà dell'algoritmo non inserendo questo criterio per non restringere troppo l'area di indagine e di introdurlo come ultima istanza per valutare al meglio dove l'algoritmo andava ad etichettare zone risicole come falsi positivi. Dopodiché per ottenere una maggiore schermatura dei corpi d'acqua, è stata utilizzata una *water mask* sfruttando un prodotto MODIS (SWBD-SRTM *Water Body Data*) alla risoluzione spaziale di 250m (<http://www.glcf.umd.edu/data/watermask/>). Questa operazione è stata effettuata per evitare che falsi positivi cadessero in zone adiacenti a corsi d'acqua che presentano una variabilità spaziale dovuta alla portata di acqua difficilmente riscontrabile alla risoluzione di 500m.

### Risultati

I risultati esposti in Figura 4 mostrano la distribuzione spaziale delle aree coltivate a riso derivati dall'analisi di una serie temporale di immagini MODIS per l'anno 2006.



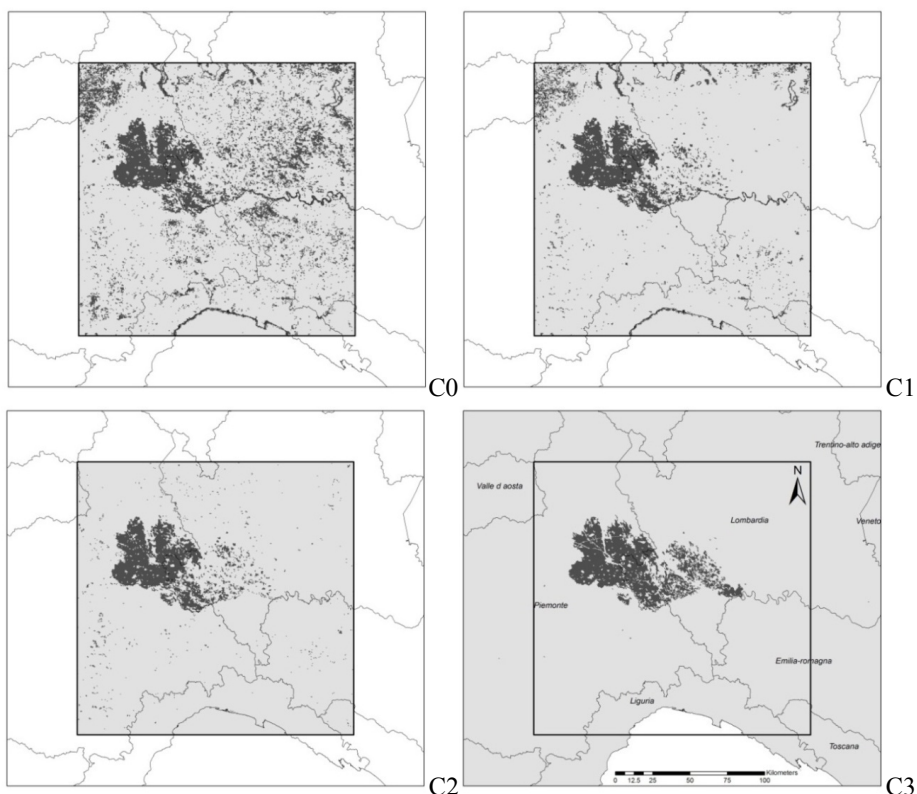


Figura 4 – Distribuzione spaziale delle aree coltivate a riso derivate da immagini MODIS a diverso livello di accuratezza: C0 mappa risultante dal metodo di Xiao senza l'uso di maschere, C1 mappa risultante dal metodo di Xiao con maschere, C2 mappa di Xiao con maschere più maschera temporale e C3 mappa con maschere di Xiao, maschera temporale e maschere di elevation e SWBD.

Le mappe in figura 4 mostrano come il metodo originale presenti forte errori di sovrastima quando applicato in ambiente mediterraneo (fig 4 C1); l'utilizzo di criteri aggiuntivi consente un progressiva delineazione della reale zona risicola compresa tra il Piemonte e la Lombardia e un conseguente graduale miglioramento dell'accuratezza della mappa finale. Errori ed accuratezza delle differenti mappe sono riportati in figura 5.

Classificazioni	Omission	Commission	Overl Accuracy	User accacy
C0	31%	87%	63%	13%
C1	32%	71%	85%	29%
C2	33%	48%	93%	52%
C3	33%	26%	96%	74%

Figura 5 – Valori di accuratezza delle diverse mappe.

Di seguito si riportano commenti sulle mappe di figura 4

- **C0:** mappa derivata dall'elaborazione della serie temporale annuale di immagini MODIS utilizzando i criteri posti dall'algoritmo (vd. **Errore. L'origine riferimento non è stata**



**trovata.**) senza l'applicazione delle maschere. Dopo aver selezionati quei pixel identificati come "sommersi" ne calcola il progressivo aumento dell'indice EVI nei 40 giorni seguenti senza tenere conto dei vincoli delle maschere. Né deriva una mappa dove si intuisce quanto ampia possa essere l'influenza di fattori esterni che possono alterare l'accuratezza della classificazione. Vengono ampiamente osservati falsi positivi sia in zone alpine che di pianura, nonché costiere e adiacenti se non talvolta corrispondenti a corsi e specchi d'acqua. L'errore di commissione è molto alto (87%) e l'accuratezza è certamente bassa (13%) a causa del fatto che il primo criterio comprende nella detection tutti quei pixels con valori elevati di LSWI che scaturiscono dalla presenza di acqua superficiale.

- **C1:** la maschere suggerite nell'algoritmo originale sono state in questo caso applicate e considerate prima della classificazione, questo prodotto è quello proposto dal metodo di Xiao et al. 2005. L'esclusione dei pixels affetti da problemi di nuvolosità ha portato ad un ridimensionamento dell'errore, anche grazie all'esclusione di quelle aree definite come a vegetazione sempreverde e all'applicazione delle maschere di acqua e neve. Ne consegue un diminuzione dell'errore anche se ancora molto presente, soprattutto nelle zone costiere e limitrofe a corpi d'acqua.

Così come proposto il metodo evidenzia lacune nella discriminazione delle risaie dal resto del territorio. Gli errori si distribuiscono per la maggior parte tra aree agricole e zone di vegetazione sempreverde con un errore di commissione pari al 71%. Valori di accuratezza del 29 % sono in linea con i valori di *spatial agreement* ottenuti nello studio di Xiao nelle zone del sud della Cina e cioè a maggior eterogeneità del territorio. Queste considerazioni ci hanno portato all'introduzione di modifiche per vedere se potevano generare miglioramenti nella classificazione.

- **C2:** l'analisi degli errori della mappa prodotta a livello superiore (C1) ha indicato come sia necessario introdurre ulteriori criteri per una più accurata detection delle aree a riso. Si è perciò applicato un vincolo temporale che considera come validi per la detection di sommersione solo i casi che avvengono in una finestra di tempo che va da Aprile a fine Giugno. Tale scelta nasce da diverse considerazioni. La prima è che le tecniche colturali nazionali dimostrano come il periodo di semina del riso sia concentrato nel mese di Aprile e limitatamente all'inizio del mese di Maggio. In secondo luogo l'analisi degli errori in pianura ha evidenziato come, a differenza delle aree a riso, molti dei falsi positivi fossero caratterizzati dall'individuazione della sommersione in una singola data durante l'anno. Al contrario le aree coltivate a riso sono caratterizzate da un periodo di sommersione riconoscibile in più compositi MODIS consecutivi. Queste condizioni possono essere interpretate come eventi legati a pratiche di irrigazione che può coprire il suolo facendo alzare i valori di LSWI a cui segue poi un innalzamento dei valori degli indici vegetazionali conseguentemente alla crescita della coltura. In pianura padana l'irrigazione a scorrimento o a sommersione è infatti ancora molto presente. Si è perciò provveduto ad eliminare quei pixel per i quali era stato identificato un solo evento di sommersione. Tale soglia è stata quindi posta per eliminare quelle colture non a riso e che cadevano erroneamente nella detection in un periodo che non poteva avere le condizioni di risaia in campo.

Come si vede nella mappa C2 in Figura 4 gli elementi sopra accennati spariscono facendo aumentare l'accuratezza in modo consistente (52%) ma facendo soprattutto diminuire significativamente gli errori di commissione al 48%.

- **C3:** come descritto nei metodi si è voluto lasciare alla fine l'inserimento del criterio di esclusione di quelle zone interessate da una certa pendenza del territorio (corrispondenti a zone collinari o montane). Il lavoro di analisi dei falsi positivi ci ha portato alla fine a restringere il campo di azione dell'algoritmo a quelle zone tipicamente agricole di pianura. Inoltre l'utilizzo di una nuova maschera che schermasse i corpi idrici è stata decisa a fronte del fatto che nella mappa fossero ancora presenti zone lacustri o corrispondenti a fiumi.

Dalla mappa C3 di figura 4 si nota subito come scompaiano di molto gli errori che cadono al di fuori dell'area risicola d'interesse. Gli errori di commissione si abbassano ad un 26% con un'accuratezza del 74%, valore doppio rispetto allo step C1.

### Analisi dell'errore

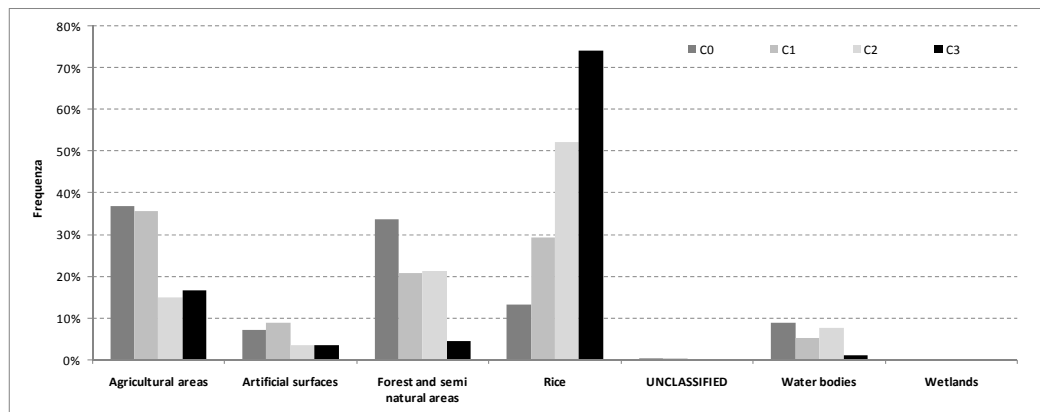


Figura 6 – Frequenza dell'errore per classi di appartenenza della CLC 2006.

La figura 6 mostra l'analisi della frequenza dell'errore per varie classi di appartenenza, gli istogrammi ci mostrano come la maschera temporale usata in C2 apporti un grosso contributo soprattutto nel ridurre l'errore di commissione relativo alle aree agricole mentre non abbia effetto sulle zone coperte da vegetazione permanente. La mappa C3 invece escludendo le zone non pianeggianti, riesce a eliminare terreni coperti dalla vegetazione spontanea e produce, come previsto, una diminuzione degli errori legati ai corpi idrici maggiore di tutte le altre mappe.

La stima delle aree coperte da colture risicole soffre di un errore di omissione circa del 30% che non varia in base alle diverse mappe (vedi figura 5). L'approccio è buono ma probabilmente il limite di accuratezza si attesta a questo livello come conseguenza del *low resolution bias* (Boschetti et al., 2004). Lo studio ha invece evidenziato come gli errori di commissione possano invece essere ridotti di molto utilizzando vincoli e criteri idonee. Tale osservazione dimostra l'importanza della schermatura di zone non idonee alle coltivazioni con l'uso di informazioni esterne. Grazie a queste correzioni si è passati da un iniziale 71% di errore ad un valore di 26%. Tali correzioni hanno però il limite di restringere di molto il campo d'azione, sia spaziale che temporale, dell'algoritmo e quindi di ridurre il suo grado di generalizzazione in altri contesti.

### Conclusioni

In questo studio è stata analizzata e valutata l'estendibilità, in ambiente mediterraneo, del metodo proposto da Xiao et al. (2005) di identificazione automatica da immagini MODIS di aree coltivate a riso. Il metodo è stata poi adattato introducendo vincoli idonei alle condizioni temperate in accordo con le diverse tecniche colturali e le esigenze climatiche. L'accuratezza del prodotto originale e di quello ottenuto con modificazioni sono state testate comparando i risultati con la cartografia europea *Corine Land Cover* (CLC06).

Le coltivazioni a riso comprese tra il Piemonte e la Lombardia sono state mappate con successo dimostrando la validità dell'approccio e l'abilità di detection dell'algoritmo proposto da Xiao et al. (2005). La caratteristica della sommersione temporanea delle colture risicole rende effettivamente distinguibile questa coltura dalle altre grazie alle caratteristiche fisiche di questo mezzo. Ciò nonostante è emerso come numerosi fattori possono influenzare negativamente la mappatura e l'accuratezza del prodotto finale ponendo dei dubbi sull'esportabilità dell'approccio tal quale in

ambienti eterogenei. La necessità di utilizzare determinate maschere è stata dimostrata dal miglioramento netto dell'accuratezza e dalla progressiva diminuzione dell'errore. L'adattamento della metodologia ha fatto sì che la diminuzione degli errori di commissione calasse notevolmente, dal 71% di della mappa C1 al 26% della mappa C3, permettendoci di capire quali sono le criticità e ipotizzando quali siano le condizioni che inducevano all'errore l'algoritmo. In conclusione l'utilizzo di tali maschere e di soglie applicate agli indici condizionano la potenzialità del metodo che sviluppato per le zone della Cina risulta di difficile applicazione a zone climatiche diverse a cause del notevole errore di commissione. I risultati mostrano la necessità di testare il metodo in altre zone temperate per giudicare il suo limite reale e per verificare la robustezza dell'algoritmo il cui scopo finale è quello di essere applicato a livello globale.

### Bibliografia

- Bocchi S., Confalonieri R., Genovese G., Mariani L., Martin S., Orlandi S., 2003. "An integrated rice yield forecasting system in Europe". *CD of proceedings of the 3rd International Temperate Rice Conference*. 10-13 March, Punta del Este – Uruguay.
- Boschetti M., Flasse S. P., & Brivio P. A. (2004). "Analysis of the conflict between omission and commission in low spatial resolution dichotomic thematic products: The Pareto Boundary". *Remote Sensing of Environment*, 91(3-4), 280-292. doi:10.1016/j.rse.2004.02.015
- Dailing Peng, Alfredo R. Heute, Jingfeng Huang, Fuming Wang, Huansheng Sun (2011), "Detection and estimation of mixed paddy rice cropping patterns with MODIS data", *Int. journal of applied earthobservation and geoinformation*, 13 (2011) 13-23.
- Denier Van der Gon, H., 2000. Changes in CH<sub>4</sub> emission from rice field from 1960s to 1990s: "Impact of modern rive technology". *Global Biochemical Cycles*, 1, 61-72.
- Hall Dorothy K., George A. Riggs, and Vincent V. Salomonson. 1995. "Development of Methods for Mapping Global Snow Cover Using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)". *Remote Sensing of the Environment* 54(2):127-140.
- Hall Dorothy K., George A. Riggs, Vincent V. Salomonson, Nicolo E. Di Girolamo, Klaus J. Bayrd, 2002, "MODIS snow cover products", *Remote Sensing of Environment*, 83, 181-194.
- Heute A. R., Didan K., Miura T., Rodriguez E. P., Gao X., Ferreira L.G., 2002. "Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices". *Rem. Sens. Of Env.* 83 (1-2), 195-213.  
<http://edc.usgs.gov>  
<http://www.glcfc.umd.edu/data/watermask/>  
<http://www2.jpl.nasa.gov/srtm/>
- Li, C. S., Qiu, J. J., Frolking, S., Xiao, X. M., Salas, W., Moore, B., et al.(2002). "Reduced methane emissions from large-scale changes in watermanagement of China's rice paddies during 1980–2000". *GeophysicalResearch Letters*, 29 (art. no. -1972).
- Neue, H., & Boonjawat, J. (1998), "Methane emissions from rice fields". In J. Galloway, & J. Melillo (Eds.), *Asian change in the context of global climate change* (pp. 187 – 209). Cambridge: Cambridge University Press.
- NSIDC, *National Snow and Ice Data Center*.
- Xiao X., Boles S., Frolking S., Salas W., Berrien M., Li C., He L., Zhao R. 2002. "Observation of flooding and rice transplanting of paddy rice fields at the site to landscape scales of Chine using vegetation sensors dat" a. *Int. J. Remore Sensing*, 23 (15), 3009-3022
- Xiao X., Liu, J., Zhuang D. F., Frolking S., Boles S., Xu B., 2003, "Uncertainties in estimates of cropland area in China: A comparison between an AVHRR-derived dataset and a Landsat TM derived dataset". *Global and Planetary Change*, 37: 297 – 306.
- Xiao X., Boles S., Liu J., Zhuang D., Frolking S., Li C., Salas W., Berrien M., 2005, Mapping paddy rice agriculture in southern china using multi-temporal MODIS images. *Rem. Sen. Env.*, 95, 480-492.