

## Fusione di dati cosmo-skymed e geoeye-1 per la classificazione del land cover nella laguna di venezia

Marco Gianinetto (\*), Marco Rusmini, Francesco Rota Nodari, Gabriele Candiani, Federico Frassy, Andrea Marchesi, Pieralberto Maianti, Giovanmaria Lechi

Laboratorio di Remote Sensing (L@RS), Politecnico di Milano, Dipartimento di Scienza e Tecnologie dell'Ambiente Costruito (BEST), Ponzio 31, 20133 Milano (Italy)

(\*) E-mail: marco.gianinetto@polimi.it

### Riassunto

Il presente studio si inquadra nel Programma di ricerca "The demonstration of the COSMO-SkyMed capabilities and exploitation for science and civilian applications" dell'Agenzia Spaziale Italiana e ha lo scopo di dimostrare le potenzialità dell'utilizzo congiunto di dati ottici multispettrali e SAR in banda X ad alta risoluzione geometrica per la classificazione del *land-cover/land-use*. Un primo test di classificazione tematica con dati GeoEye-1 e COSMO-SkyMed è stato realizzato nella zona litoranea circostante la città di Venezia, scelta per la presenza di un *land-cover* ricco e unico nel suo genere. Il confronto tra le classificazioni pixel-based e object-based mostrano che come la seconda dia sempre risultati più accurati. Inoltre, l'aggiunta del dato radar a quello ottico è ininfluente nel caso della classificazione pixel-based (si passa da una Overall Accuracy di 68,4% a 69,4%) mentre produce un incremento di accuratezza di circa il 15% nel caso dell'OBIA (si passa da una Overall Accuracy di 73,0% a 88,8%).

### Abstract

This paper describes a study carried on in the framework of the research project "The demonstration of the COSMO-SkyMed capabilities and exploitation for science and civilian applications" of the Italian Space Agency and is aimed to demonstrate the potentialities of the joint use of multispectral and SAR high-resolution data for land-cover/land-use mapping. A first classification test with GeoEye-1 and COSMO-SkyMed was realized in the littoral area nearby the city of Venezia, choosen as test site for its rich and one of a kind. The comparison between the thematic maps obtained with pixel-based and object-based approaches shows a higher accuracy of the latter. Moreover, the addition of the radar data to the optical data is non-influential for the pixel-based approach (the Overall Accuracy passes from 68,4% to 69,4%) while it is valuable for the OBIA approach and lead to an increase in the classification accuracy of about 15% (the Overall Accuracy passes from 73,0% to 88,8%).

### 1. Introduzione

La produzione di mappe tematiche di *land-cover/land-use* (LCLU) rappresenta uno dei prodotti tipici del Telerilevamento ottico. Nel dominio delle microonde, molteplici studi hanno dimostrato la possibilità di quantificare parametri geofisici e biofisici quali la rugosità superficiale, la struttura della canopy, la presenza di umidità nel terreno e nella vegetazione (Dobson *et al.*, 1995; Jones *et al.*, 2011), oppure di quantificare parametri come l'emissività (He e Chen, 2009; Zhang *et al.*, 2010) o il legame tra *land-cover* e misure radar (Becker e Choudhury, 1988; Lakhankar *et al.*, 2009), tutte informazioni utili e complementari a quelle fornite dai sensori ottici. Per quanto concerne la classificazione tematica dei dati radar ai fini cartografici, la questione è più complessa. Un

approccio classico è quello del clustering operato su composizioni in colori falsi di parametri quali backscatter e coerenza (Nizalapur *et al.*, 2011). Alcuni autori hanno anche proposto l'utilizzo di classificatori per segmentare in modo automatico o supervisionato dati SAR, ma i risultati sono spesso di non semplice interpretazione al di fuori della mappatura delle aree urbane (Dobson *et al.*, 1996; Mejail *et al.*, 2003; Tison *et al.*, 2004; Picco e Palacio, 2011).

Sul fronte della *data fusion*, nelle ultime due decadi l'interesse si è prevalentemente concentrato nella fusione tra dati ottici multispettrali e pancromatici per il miglioramento della risoluzione spaziale dei primi e nella fusione tra dati ottici e radar per l'integrazione nello stesso layer tematico di informazioni di diversa natura (Gamba *et al.*, 2005; Amolins *et al.*, 2007). Con l'avvento di nuovi sensori spaziali sempre più performanti in termini di risoluzione spaziale, le tecniche di *data fusion* hanno acquistato un rinnovato interesse nella produzione di cartografia tematica multi-sorgente e con la recente disponibilità di dati SAR in banda X ad alta risoluzione geometrica, quali TerraSAR-X e COSMO-SkyMed (CSK®), l'uso sinergico di dati ottici e radar per la classificazione tematica del territorio è tornato ad essere un tema di primario interesse (Ehlers, 1991; Pohl e Van Genderen, 1998; Simone *et al.*, 2002).

La letteratura sulla fusione di dati ripresi con tecnologia ottica e radar riguarda quasi esclusivamente la media risoluzione geometrica, dove vengono riportati miglioramenti nella classificazione tematica nell'ordine del 5%-10% rispetto all'utilizzo del solo dato ottico (McNairn *et al.*, 2009; Huang *et al.*, 2010). Molto pochi sono invece gli studi di *data fusion* con dati ad alta risoluzione geometrica (Amarsaikhan, 2010). In merito alle tecniche di classificazione utilizzate per dati misti ottico-radar, la maggioranza degli studi fanno riferimento algoritmi pixel-based (Lu *et al.*, 2007; Castañeda e Ducrot, 2009; Colditz *et al.*, 2006). Una nuova frontiera per l'integrazione e classificazione di dati misti è l'utilizzo dell'Object Based Image Analysis (OBIA – Blaschke, 2010) che permette di sfruttare non solo le caratteristiche spettrali e radiometriche, tipiche dell'approccio pixel-based, ma anche le proprietà semantiche degli oggetti da classificare. Inoltre, l'OBIA si rivela particolarmente performante nei confronti delle tecniche pixel-based con dati ad alta risoluzione geometrica (Connors *et al.*, 1984; Bignami *et al.*, 2004; Zhou *et al.*, 2008; Zhou *et al.*, 2009) e permette di integrare dati di diversa natura.

Il presente studio si inquadra nel Programma di ricerca "The demonstration of the COSMO-SkyMed capabilities and exploitation for science and civilian applications" dell'Agenzia Spaziale Italiana e ha lo scopo di dimostrare le potenzialità dell'utilizzo congiunto di dati ottici multispettrali e SAR in banda X ad alta risoluzione geometrica per la classificazione del *land-cover/land-use*. L'obiettivo principale è analizzare i contributi apportati alla classificazione pixel-based e object-based dall'integrazione di dati ottici e SAR ad alta risoluzione.

## 2. Area di studio

L'area di studio è rappresentata dalla zona litoranea circostante la città di Venezia, scelta per la presenza di un *land-cover* ricco e unico nel suo genere, composto da paludi e canneti, canali, insediamenti urbani, industriali e aree agricole. La Laguna è caratterizzata al tempo stesso da una elevata macro-variabilità e micro-variabilità nel tessuto del suo territorio e da una complessa dinamica ambientale, che ne fanno un caso di studio complicato e interessante per valutare le potenzialità dell'utilizzo sinergico di dati ottici e radar per applicazioni di classificazione tematica. Inoltre, nel 2000 la zona litoranea è stata inserita tra i siti di importanza comunitaria per il suo valore naturalistico (direttiva EEC "Habitat" 92/43/CEE) e nel 2007 l'aeroporto di Nicelli è divenuto poligono di calibrazione radar in seguito all'installazione di corner reflector, costantemente monitorati nel tempo, nell'ambito di attività finanziate dal Magistrato alle Acque di Venezia e da Consorzio Venezia Nuova.

L'area test utilizzata nel presente studio è una porzione a nord-ovest della città di Venezia, in prossimità dell'aeroporto Marco Polo, dove il territorio presenta una interessante mescolanza di aree agricole e urbanizzate (Figura 1).



Figura 1 – Localizzazione dell'area test.

### 3. Dati e pre-processing

I dati utilizzati per lo studio sono composti da:

- una scena GeoEye-1 del 12 Febbraio 2009, ripresa con angolo di elevazione pari a  $72^{\circ}.349$  e risoluzione nominale pari a 0.43m in pancromatico e 1.72m in multispettrale;
- una scena COSMO-SkyMed Stripmap, passaggio ascendente del 27 Marzo 2010, ripresa in polarizzazione HH;

Le immagini GeoEye-1 sono state calibrate e georeferenziate mentre i dati COSMO-SkyMed sono stati focalizzati, co-registrati al GeoEye-1 e i valori di ampiezza sono stati equalizzati finemente (Ferretti *et al.*, 2011). Prima dell'utilizzo in classificazione tematica, i valori di backscatter CSK® sono stati pre-processati mediante trasformazione logaritmica e clipping per comprimere i valori estremi del segnale relativi prevalentemente all'urbanizzato (valori estremi superiori - spekle) e all'acqua (valori estremi inferiori). La soglia è stata fissata sulla base di un'analisi di sensitività condotta per ciascuna tipologia di *land-cover/land-use* presente nell'area test (Figura 2).

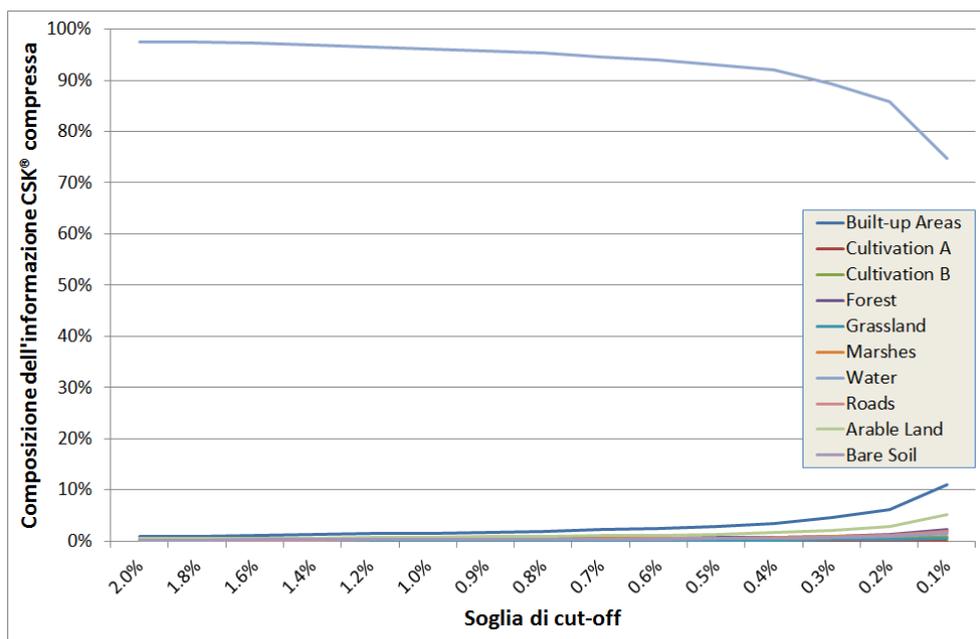


Figura 2 – Composizione dell'informazione CSK® compressa al variare della soglia di cut-off: valori estremi inferiori.

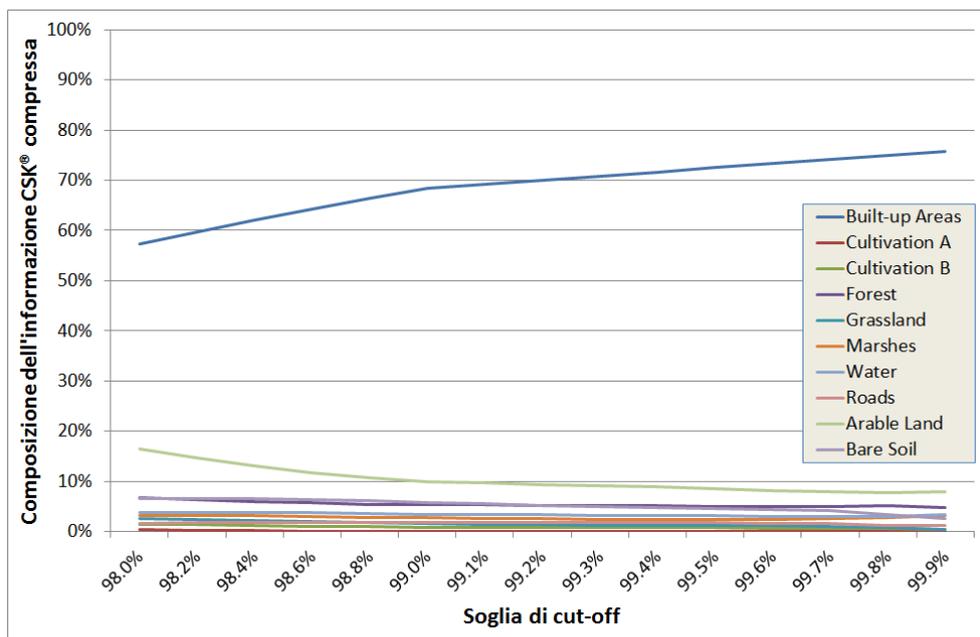


Figura 3 – Composizione dell'informazione CSK® compressa al variare della soglia di cut-off: valori estremi superiori.

#### 4. Data fusion e classificazione tematica pixel-based

La fusione mira a unire nello stesso layer informazioni di diversa natura. Tra le possibili tecniche utilizzabili in questo studio l'integrazione è stata ottenuta mediante la Discrete Wavelet Transform (DWT) secondo un modello pesato applicato durante la trasformazione DWT inversa (Canty, 2009; Almolins *et al.*, 2007) come descritto dall'Equazione 1. La Figura 4 mostra il risultato dell'operazione.

$$C^Z_{Opt} = a^Z * C^Z_{SAR} + b^Z \text{ per } Z = D, V \text{ e } H \quad [1]$$

dove:

$C^Z_{SAR}$  è l'immagine COSMO-SkyMed;

$a^Z$  è la media del dato GeoEye-1;

$b^Z$  la deviazione standard del dato COSMO-SkyMed;

D, V e H sono rispettivamente le direzioni diagonale, verticale e orizzontale.

$C^Z_{Opt}$  è l'immagine fusa;

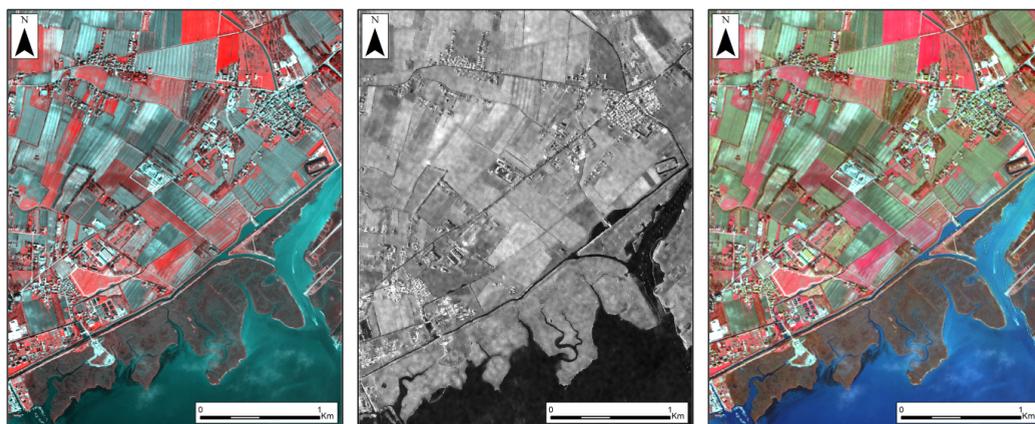


Figura 4 – Fusione pixel-based dei dati ottici e radar con tecnica discret wavelet: (sinistra) GeoEye-1 IRFC. Prodotto GeoEye-1; 2009; Distribuito da e-GEOS. Tutti i diritti riservati; (centro) ampiezze COSMO-SkyMed. Prodotto COSMO-SkyMed - ©ASI - Agenzia Spaziale Italiana - (2010). Tutti i diritti riservati; (destra) dato fuso GeoEye-1 e COSMO-SkyMed. Prodotto elaborato da L@RS - Politecnico di Milano; Prodotto originale ©GeoEye-1; 2009; Distribuito da e-GEOS. Prodotto originale COSMO-SkyMed - ©ASI - Agenzia Spaziale Italiana - (2010).

Per la classificazione tematica pixel-based è stato utilizzato il consolidato algoritmo Maximum Likelihood (ML) usando dieci classi di *land-cover*. La Figura 5 mostra il risultato della classificazione con il solo dato ottico GeoEye-1 e con il dato fuso DWT GeoEye-1/COSMO-SkyMed.

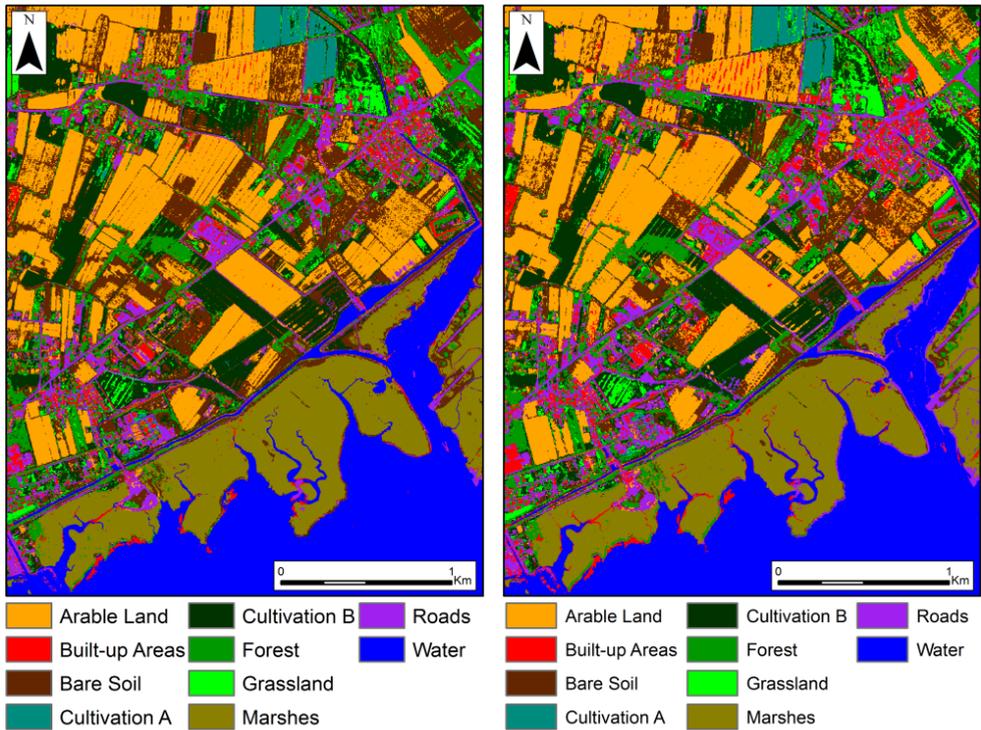


Figura 5 – Classificazione tematica pixel-based Maximum Likelihood: (sinistra) mappa tematica prodotta dal solo dato GeoEye-1; (destra) mappa tematica prodotta dal dato fuso DWT GeoEye-1/COSMO-SkyMed. Prodotto elaborato da L@RS - Politecnico di Milano; Prodotto originale ©GeoEye-1; 2009; Distribuito da e-GEOS. Prodotto originale COSMO-SkyMed - ©ASI - Agenzia Spaziale Italiana - (2010).

## 5. Integrazione dei dati e classificazione tematica OBIA

Alcuni autori hanno dimostrato che l'introduzione di misure tessiturali come Grey Level Co-occurrence Matrices (GLCM) o Local Spatial Statistics (LSS) possano migliorare la classificazione tematica. In particolare, tali misure sembrano acquistare grande importanza nella classificazione di dati radar (Hu, 2009; Chini, 2009; Dell'Acqua, 2006; Aldrichi, 2009). Nel presente studio, sul dato COSMO-SkyMed pre-processato sono state calcolate le misure tessiturali definite nelle Equazioni 2-7, con kernel di dimensione crescente e compresa fra 3x3 e 51x51 pixel:

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad [2]$$

$$\text{Contrast} = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} p(i, j) \cdot (i - j)^2 \quad [3]$$

$$\text{Dissimilarity} = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} p(i, j) \cdot |i - j| \quad [4]$$

$$\text{Entropy} = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} p(i, j) \cdot \log(p(i, j)) \quad [5]$$

$$\text{Second moment} = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} p(i, j)^2 \quad [6]$$

$$\text{Correlation} = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} \frac{(i \cdot j) \cdot p(i, j) - \mu_i \cdot \mu_j}{\sigma_i \cdot \sigma_j} \quad [7]$$

dove:

$\sigma, \mu$  sono media e deviazione standard;

$p(i, j)$  sono le frequenze normalizzate di due pixel adiacenti con valori  $i$  e  $j$ ;

$N$  è la dimensione della matrice di Co-occurrence.

Come per la procedura pixel-based anche per quella object-based sono state eseguite la classificazione sul solo dato ottico e utilizzando anche quello radar. Per quanto riguarda l'elaborazione del solo dato ottico, la classificazione OBIA è stata eseguita sulla base della sola misura multispettrale GeoEye-1. Per l'analisi integrata dei dati ottico e radar, invece, scelti alcuni training samples definiti sulle immagini per ogni classe di *land-cover/land-use* sono state calcolate le statistiche di ognuna delle quantità di GLCM definite sopra e per ogni classe sono state selezionate le misure tessiturali che mostravano la separabilità più elevata. In questo secondo caso sono stati quindi utilizzati i seguenti parametri:

- Dissimilarity con kernel 3x3 e 9x9;
- Varianza con kernel 13x13;
- Homogeneity con kernel 3x3;
- Contrast con kernel 3x3 e 7x7.

che assieme alle quattro bande multispettrali GeoEye-1 e al dato CSK® in ampiezza pre-processato rappresentano gli 11 layer tematici di input usati nella classificazione OBIA del dato integrato ottico-radar. La Figura 6 mostra l'esempio per la varianza tessiturale, dove si può notare come l'utilizzo del kernel 13x13 ottimizzi la separabilità delle classi urbanizzato (Built-up), strade (Roads) e il terreno nudo (Bare Soil). La classificazione tematica è stata realizzata attraverso il metodo Nearest Neighbour (Figura 7).

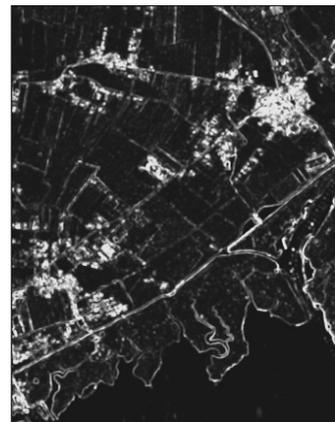
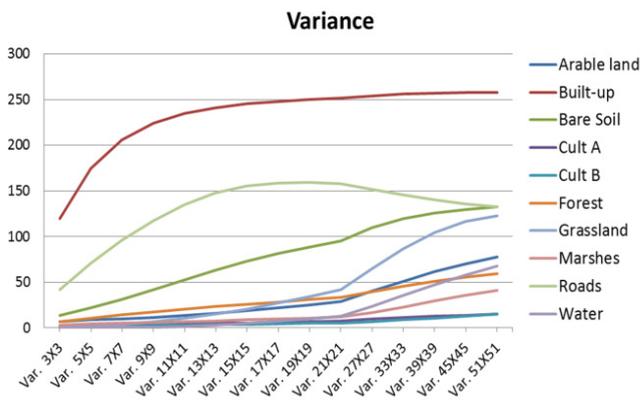


Figura 6 – Esempio di misure tessiturali di Grey Level Co-occurrence Matrices: (sinistra) valor medio della varianza tessiturale in funzione della dimensione del kernel e della classe di *land-cover/land-use*; (destra) mappa spazializzata della varianza tessiturale per kernel 13x13.

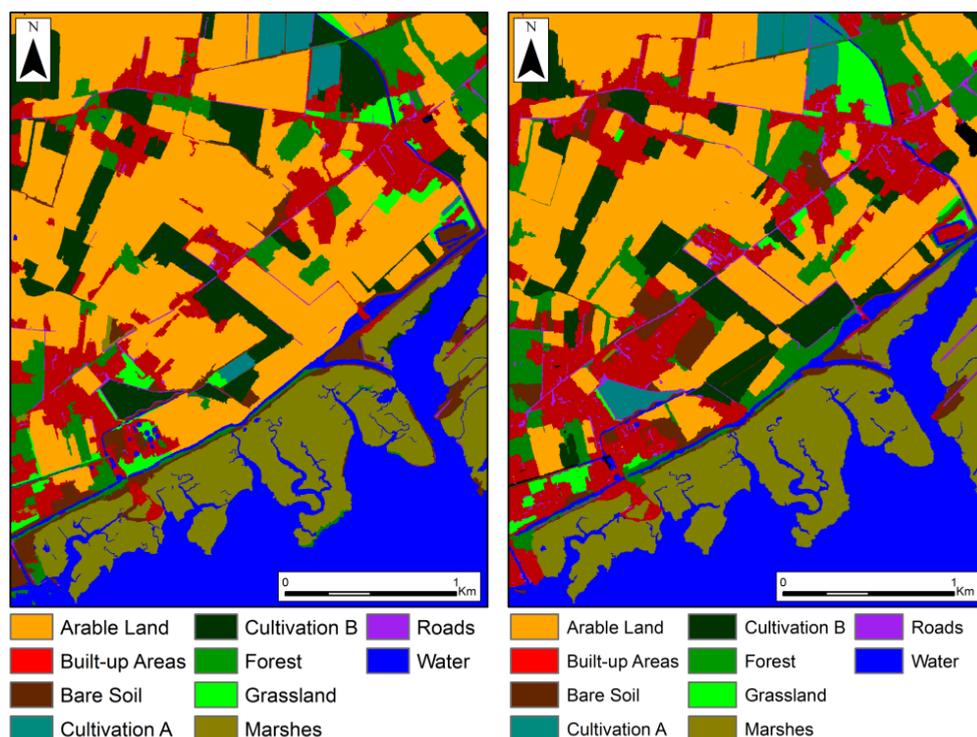


Figura 7 – Classificazione tematica OBIA: (sinistra) mappa tematica prodotta dal solo dato GeoEye-1; (destra) mappa tematica prodotta dall'utilizzo congiunto dato GeoEye-1 e COSMO-SkyMed; Prodotto elaborato da L@RS - Politecnico di Milano; Prodotto originale ©GeoEye-1; 2009; Distribuito da e-GEOS. Prodotto originale COSMO-SkyMed - ©ASI - Agenzia Spaziale Italiana - (2010).

## 6. Risultati

La validazione delle mappe tematiche prodotte con tecnica pixel-based e OBIA è stata eseguita utilizzando un testing sample generato attraverso un algoritmo di Stratified Random Sampling. Per ognuna delle dieci classi sono stati generati 200 punti di validazione casuali, successivamente classificati sulla base della cartografia esistente (Carta Tecnica Regionale della regione Veneto, 2006) e sull'interpretazione visiva dell'immagine multispettrale GeoEye-1.

La Tabella 1 mostra i valori di Overall Accuracy (OA) e del coefficiente Kappa (k), mentre le Tabelle 2 e 3 mostrano le matrici di confusione delle classificazioni pixel-based e le Tabelle 4 e 5 quelle delle classificazioni object-based.

	GeoEye-1 Pixel-based	GeoEye-1+ CSK® Pixel-based	GeoEye-1 OBIA	GeoEye-1+ CSK® OBIA
<b>Overall Accuracy</b>	68.45%	69.45%	73.00%	88.80%
<b>Kappa Coefficient</b>	0.6494	0.6606	0.7000	0.8756

Tabella 1 – Valori di Overall Accuracy e coefficiente Kappa per tutte le mappe tematiche prodotte.

	Arable Land	Built-up	Bare Soil	Forest	Grassland	Marshes	Roads	Water	Cult. A	Cult. B	Totale
<b>Arable Land</b>	105	8	31	0	0	0	1	0	0	9	154
<b>Built-up</b>	1	69	9	1	0	0	22	20	0	0	122
<b>Bare Soil</b>	68	10	82	42	0	3	1	0	0	3	209
<b>Forest</b>	0	31	2	118	3	25	0	1	5	15	200
<b>Grassland</b>	0	2	2	7	127	0	0	0	4	7	149
<b>Marshes</b>	0	2	7	21	0	171	1	0	0	0	202
<b>Roads</b>	4	74	11	1	1	1	174	8	0	0	274
<b>Water</b>	0	0	0	0	0	0	0	171	0	0	171
<b>Cult. A</b>	0	1	0	0	9	0	0	0	189	3	202
<b>Cult. B</b>	22	3	56	10	60	0	1	0	2	163	317
<b>Totale</b>	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	2000

Tabella 2 – Matrice di confusione della classificazione pixel-based del solo dato GeoEye-1.

	Arable Land	Built-up	Bare Soil	Forest	Grassland	Marshes	Roads	Water	Cult. A	Cult. B	Totale
<b>Arable Land</b>	85	6	8	0	0	0	1	1	0	6	107
<b>Built-up</b>	0	59	1	0	0	0	15	18	0	0	93
<b>Bare Soil</b>	89	20	128	50	0	6	3	0	0	11	307
<b>Forest</b>	0	27	0	125	2	20	0	0	2	6	182
<b>Grassland</b>	0	3	3	10	113	1	0	0	4	10	144
<b>Marshes</b>	1	9	9	9	0	172	1	1	2	0	204
<b>Roads</b>	3	72	0	0	2	0	178	2	0	0	257
<b>Water</b>	0	0	0	0	0	0	0	178	0	0	178
<b>Cult. A</b>	0	1	0	0	7	0	0	0	190	6	204
<b>Cult. B</b>	22	3	51	6	76	1	2	0	2	161	324
<b>Totale</b>	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	2000

Tabella 3 – Matrice di confusione della classificazione pixel-based del dato fuso GeoEye-1 e COSMO-SKYMED.

	Arable Land	Built-up	Bare Soil	Forest	Grassland	Marshes	Roads	Water	Cult. A	Cult. B	Totale
<b>Arable Land</b>	177	20	129	0	25	28	42	0	7	0	428
<b>Built-up</b>	0	131	0	0	1	8	8	0	70	0	218
<b>Bare Soil</b>	1	19	18	0	1	0	0	2	3	5	49
<b>Forest</b>	11	0	0	200	0	0	0	0	0	0	211
<b>Grassland</b>	11	0	27	0	169	0	30	0	7	0	244
<b>Marshes</b>	0	25	7	0	4	163	15	0	1	0	215
<b>Roads</b>	0	3	1	0	0	1	105	0	2	2	114
<b>Water</b>	0	2	18	0	0	0	0	198	3	0	221
<b>Cult. A</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	106	0	106
<b>Cult. B</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	1	193	194
<b>Totale</b>	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	2000

Tabella 4 – Matrice di confusione della classificazione OBIA del solo dato GeoEye-1.

	Arable Land	Built-up	Bare Soil	Forest	Grassland	Marshes	Roads	Water	Cult. A	Cult. B	Totale
Arable Land	165	1	21	0	0	1	0	0	9	0	197
Built-up	1	186	1	0	4	0	20	0	23	0	235
Bare Soil	0	0	126	0	0	4	0	0	13	2	145
Forest	0	0	0	196	0	0	0	0	0	0	196
Grassland	34	2	27	0	196	0	3	0	0	0	262
Marshes	0	3	7	0	0	195	13	0	3	1	222
Roads	0	1	0	4	0	0	164	0	0	0	169
Water	0	0	18	0	0	0	0	200	0	0	218
Cult. A	0	6	0	0	0	0	0	0	152	1	159
Cult. B	0	0	0	0	0	0	0	0	0	196	196
Totale	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	2000

Tabella 5 – Matrice di confusione della classificazione OBIA del dato fuso GeoEye-1 e COSMO-SKYMED.

Come si evince dalla Tabella 1, per quanto riguarda la classificazione pixel-based, la fusione del dato SAR non ha introdotto cambiamenti significativi lasciando l'OA quasi invariata. Anche le percentuali di User Accuracy (UA) e Producer Accuracy (PA) per ogni classe non subiscono variazioni significative, indicando la scarsa influenza del dato radar nel caso di utilizzo di algoritmi di classificazione pixel-based. In particolare l'accuratezza nel classificare l'urbanizzato diminuisce. Nella classificazione object-based, l'introduzione del dato CSK® ha aumentato sensibilmente l'OA di circa il 15%. In particolare, la classificazione dell'urbanizzato ha una PA pari al 93%, a fronte del 65% per il solo dato GeoEye-1. Questo è spiegabile con l'integrazione del dato SAR e delle GLCM che hanno aiutato a discriminare sensibilmente l'urbanizzato dal terreno agricolo e soprattutto dalle strade, la cui PA è passata dal 52% al 82%. Infine, il suolo nudo che presenta una PA di solo il 9% con il GeoEye-1 dopo l'integrazione con CSK® e GLCM passa al 63%.

## 7. Conclusioni

Il presente studio ha affrontato il tema dell'integrazione di dati ottici e radar ad alta risoluzione geometrica per la produzione di mappe di *land-cover/land-use* esplorando sia tecniche pixel-based sia object-based.

La fusione del dato GeoEye-1 con quello COSMO-SkyMed non ha prodotto sostanziali miglioramenti alla classificazione tematica, presumibilmente dovuti alla grande variabilità interna dei dati CSK®, soprattutto nella classe urbanizzato. La classificazione object-based, per contro, ha sempre mostrato una accuratezza superiore rispetto a quella pixel-based, grazie alla possibilità di sfruttare caratteristiche non solamente spettrali ma anche geometriche e relazionali degli oggetti. L'integrazione del dato CSK® e delle GLCM ha incrementato sensibilmente la accuratezza della classificazione, eliminando i problemi di speckle caratteristici dei dati SAR.

In conclusione, i risultati ottenuti mostrano come l'integrazione di dati radar a quelli ottici presenti interessanti potenzialità nel campo della classificazione tematica OBIA del *land-cover/land-use*, incrementando l'accuratezza di classificazione rispetto al solo utilizzo di un dato multispettrale povero come è quello dei sensori ad alta risoluzione geometrica. È comunque da sottolineare come i risultati presentati siano preliminari e rappresentino solamente un primo passo verso la completa integrazione tra dati ottici e radar. Inoltre, è da considerare come i dati GeoEye-1 e COSMO-SkyMed utilizzati nello studio non siano stati acquisiti in modo sincrono. Per questi motivi sembra ragionevole attendersi ulteriori sviluppi e miglioramenti in futuro.

## Ringraziamenti

Il presente studio è parte del progetto di ricerca “Evaluation of COSMO-SkyMed system and performances and simulation of future Orfeo system with existing optical data” finanziato dall’Agenzia Spaziale Italiana (Accordo n. I/042/09/0). I dati COSMO-SkyMed sono stati forniti dall’Agenzia Spaziale Italiana. Gli autori, inoltre, ringraziano Tele-Rilevamento Europa per il preprocessing dei dati COSMO-SkyMed.

## Bibliografia

- Aldrichi M., Dell’Acqua F., Lisini G. (2009), “Tile mapping of urban area extent in VHR SAR images”, *Urban Remote Sensing Event*, 2009 Joint: 1-5.
- Amarsaikhan D., Blotevogel H. H., van Genderen J. L., Ganzorig M., Gantuya R., Nergui B. (2010), “Fusing high-resolution SAR and optical imagery for improved urban land cover study and classification”, *International Journal of Image and Data Fusion*, 1(1): 83-97.
- Amolins K., Zhang Y., Dare P. (2007), “Wavelet based image fusion techniques – An introduction, review and comparison”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(4): 249-263.
- Becker F., Choudhury B.J. (1988), “Relative sensitivity of normalized difference vegetation index (NDVI) and microwave polarization difference index (MPDI) for vegetation and desertification monitoring”, *Remote Sensing of Environment*, 24: 297-311.
- Bignami C., Chini M., Pierdicca N., Stramondo S. (2004), “Comparing and combining the capability of detecting earthquake damages in urban areas using SAR and optical data”, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International*, 2009(1).
- Blaschke T. (2010), “Object-based image analysis for Remote Sensing”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65: 2-16.
- Canty M. (2009), “Image Analysis, Classification and Change Detection in Remote Sensing with Algorithms for ENVI/IDL, 2nd Edition”, *Taylor & Francis*, London, p.471.
- Castañeda C., Ducrot D. (2009), “Land cover mapping of wetland areas in an agricultural landscape using SAR and Landsat imagery”, *Journal of Environmental Management*, 90(7): 2270-2277.
- Chini M., Pierdicca N., Emery W.J. (2009). “Exploiting SAR and VHR Optical Images to Quantify Damage Caused by the 2003 Bam Earthquake”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(1): 145-152.
- Colditz R., Wehrmann T., Bachmann M., Steinnocher K., Schmidt M., Strunz G., Dech S. (2006), “Influence of image fusion approaches on classification accuracy: a case study”, *International Journal of Remote Sensing*, 27(15): 3311-3335.
- Conners R.W., Trivedi M.M., Harlow C.A. (1984), “Segmentation of a high-resolution urban scene using texture operators”, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 25(3): 273-310.
- Dell’Acqua F., Gamba P. (2006), “Discriminating urban environments using multiscale texture and multiple SAR images”, *International Journal of Remote Sensing*, 27(18): 3797 - 3812.
- Dobson M.C., Ulaby F.T., Pierce L.E. (1995), “Land-cover classification and estimation of terrain attributes using synthetic aperture radar”, *Remote Sensing of Environment*, 51(1): 199-214.
- Dobson M.C., Pierce L.E., Ulaby F.T. (1996), “Knowledge-based land-cover classification using ERS-1/JERS-1 SAR composites”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(1): 83-99.
- Ferretti A., Fumagalli A., Novali F., Prati C., Rocca F., Rucci A. (2011), “A New Algorithm for Processing Interferometric Data-Stacks: SqueeSAR”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(9): 3460-3470.
- Gamba, P., Dell’Acqua F., Dasarathy B.V. (2005), “Urban remote sensing using multiple data sets: Past, present, and future”, *Information Fusion*, 6(4): 319-326.
- He W., Chen H. (2009), “The Characteristics of Microwave Emissivity over Land of Chinese Jianghuai-Huanghuai Region”, *Remote Sensing Technology and Application*, 2009(03).
- Hu Z.-l., Li H.-q., Du P.-j. (2009). “Case study on the extraction of land cover information from the SAR image of a coal mining area”. *Mining Science and Technology (China)*, 19(6): 829-834.
- Huang S., Crabtree R.L., Potter C., Gross P. (2009), “Estimating the quantity and quality of coarse woody debris in Yellowstone post-fire forest ecosystem from fusion of SAR and optical data”, *Remote Sensing of Environment*, 113(9): 1926-1938.
- Jones M.O., Jones L.A., Kimball J.S., McDonald K.C. (2011), “Satellite passive microwave remote sensing for monitoring global land surface phenology”, *Remote Sensing of Environment*, 115(4): 1102-1114.
- Lakhankar T., Ghedira H., Temimi M., Azar A.E., Khanbilvardi R. (2009), “Effect of Land Cover Heterogeneity on Soil Moisture Retrieval Using Active Microwave Remote Sensing Data”, *Remote Sensing*, 1(2): 80-91.
- Lu D., Weng Q. (2007), “A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance”, *International Journal of Remote Sensing*, 28(5): 823-870.
- McNairn H., Champagne C., Shang J., Holmstrom D., Reichert G. (2009), “Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(5): 434-449.

- Mejail M.E., Jacobo-Berles J., Frery A.C., Bustos O.H. (2003), "Classification of SAR images using a general and tractable multiplicative model", *International Journal of Remote Sensing*, 24(18): 3565-3582.
- Nizalapur V., Madugundu R., Jha C.S. (2011), "Coherence-based land cover classification in forested areas of Chattisgarh, Central India, using environmental satellite-advanced synthetic aperture radar data", *Journal of Applied Remote Sensing*, 5, 059501.
- Picco M., Palacio G. (2011), "Unsupervised Classification of SAR Images Using Markov Random Fields and  $calG_1^0$  Model", *Geoscience and Remote Sensing Letters*, 8(2): 350-353.
- Tison C., Nicolas J.M., Tupin F., Matre H. (2004), "A new statistical model for Markovian classification of urban areas in high-resolution SAR images", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(10): 2046-2057.
- Zhang YP, Jiang LM, Qiu YB, Wu SL, Shi JC, Zhang LX (2010), "Study of the microwave emissivity characteristics over different land cover types", *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 30(6): 1446-1451.
- Ehlers M., "Multisensor image fusion techniques in remote sensing", *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 46(1): 19-30.
- Pohl C., Van Genderen J.L. (1998), "Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications", *International Journal of Remote Sensing*, 19(5): 23-55.
- Simone G., Farina A., Morabito F. C., Serpico S. B., Bruzzone, L. (2002), "Image fusion techniques for remote sensing applications", *Information Fusion*, 3(1): 3-15.
- Zhou W., Huang G., Troy A., Cadenasso M.L. (2009), "Object-based land cover classification of shaded areas in high spatial resolution imagery of urban areas: A comparison study", *Remote Sensing of Environment*, 113(8): 1769-1777.
- Zhou W., Troy A. (2008), "An object-oriented approach for analysing and characterizing urban landscape at the parcel level", *International Journal of Remote Sensing*, 29(11): 3119-3135.