

4. CLASSIFICAZIONE DEI DATI TELERILEVATI

Nel capitolo sono presentati i risultati dell'applicazione, alle differenti immagini a disposizione, di due algoritmi di classificazioni. Per stabilire qualità e tendenze evolutive delle lagune, attraverso i cambiamenti delle *barene* e delle associazioni vegetali in esse insediate, è necessario definire un metodo per valutare la dinamica delle loro forme. A tal fine non è strettamente necessario provvedere al riconoscimento delle singole specie presenti nelle *barene*, poiché data la risoluzione spaziale del sensore QuickBird si deve comunque ragionare in termini di aree di almeno 7.84 m².

Si tratta quindi di selezionare aree con prevalenza di un'unica specie vegetale, da utilizzare come sensori di cambiamento. Di conseguenza l'obiettivo non è costruire mappe che descrivano i popolamenti barenali, ma individuare forme presenti in *barena* sulle quali sviluppare indicatori di cambiamento.

Con questa prospettiva sono stati applicati gli algoritmi di classificazione già descritti (§ 3.2), in modo da realizzare un set di immagini derivate da quelle Quickbird, che fossero funzionali allo studio delle forme disegnate dalle forzanti naturali ed antropiche attive in laguna.

Le classificazioni descritte nel presente capitolo hanno tutte questo scopo, anche nei casi in cui l'efficacia risulta poco chiara in conseguenza di informazioni incomplete o non ancora completamente comprese.

4.1 Effetti stagionali sulla classificazione di dati multispettrali QuickBird

Nell'ambito del progetto TIDE si sono utilizzate immagini acquisite con lo stesso sensore in diverse stagioni ed in diversi anni, con lo scopo di individuare le variazioni temporali della copertura del suolo.

L'interesse del presente lavoro si è concentrato sulle zone emerse colonizzate da vegetazione alofila. Per questo motivo si è subito realizzata, per ogni immagine, una maschera capace di escludere dalle successive classificazioni canali, *ghebi* e *ciari*. Data la forte influenza della risposta del suolo nei *ghebi* minori, per riconoscere le zone realmente sommerse ad una semplice segmentazione dell'immagine si è preferita la classificazione tramite l'algoritmo SAM (angolo utilizzato 0.35 rad), a partire dalla quale si è poi costruita la maschera.

Ad ogni immagine si sono applicati sia l'algoritmo SAM che ML. Per scegliere l'angolo e la percentuale di soglia necessari ad ottimizzare la classificazione si sono verificate prima, sia visivamente che con la matrice di confusione, le attribuzioni corrette e non, per ogni *endmember*, senza alcuna soglia pre-impostata; successivamente sono stati modificati ripetutamente i valori in ingresso fino a raggiungere il risultato ritenuto più soddisfacente sulla base dell'accuratezza totale e del controllo dell'immagine da parte dell'operatore.

Per ogni acquisizione è stato possibile selezionare diversi set di aree *test* e *training* da usare nell'applicazione dei due algoritmi di classificazione. L'uso di aree di addestramento diverse e l'impiego di ML o SAM hanno portato a risultati a volte

discordanti. Tra loro le differenze maggiori sono state rilevate nelle immagini in cui, a causa della stagione o dell'elevato livello di marea, le aree che in campo si erano riconosciute omogenee non avevano per il sensore risposte spettrali della stessa natura. Queste differenze sono state riassunte calcolando, per ogni acquisizione, la percentuale media di *pixel* classificati in modo diverso (Tabella 4.I), sia a causa delle diverse aree di riferimento scelte, sia per l'applicazione di differenti algoritmi.

Tabella 4.I - Percentuali di *pixel* diversamente classificati partendo da ROI di training diverse ed usando un diverso algoritmo di classificazione.

	16/05/02	10/02/03	25/07/03	10/10/03
% <i>pixel</i> classificati diversamente partendo da differenti ROI	10.9%	28.7%	8.8%	18.5%
% <i>pixel</i> classificati diversamente usando algoritmi differenti (SAM e ML) ma stesse ROI	11.3%	16.3%	14.0%	22.0%

4.1.1 Classificazione dell'immagine acquisita il 16 maggio 2002

I risultati della classificazione ottenuti con l'algoritmo SAM, anche utilizzando diversi set di aree *test* e *training*, sono tra loro abbastanza simili (tabella I) anche se, per ogni set considerato, gli angoli attribuiti ad ogni *endmember* sono stati ottimizzati con valori diversi.

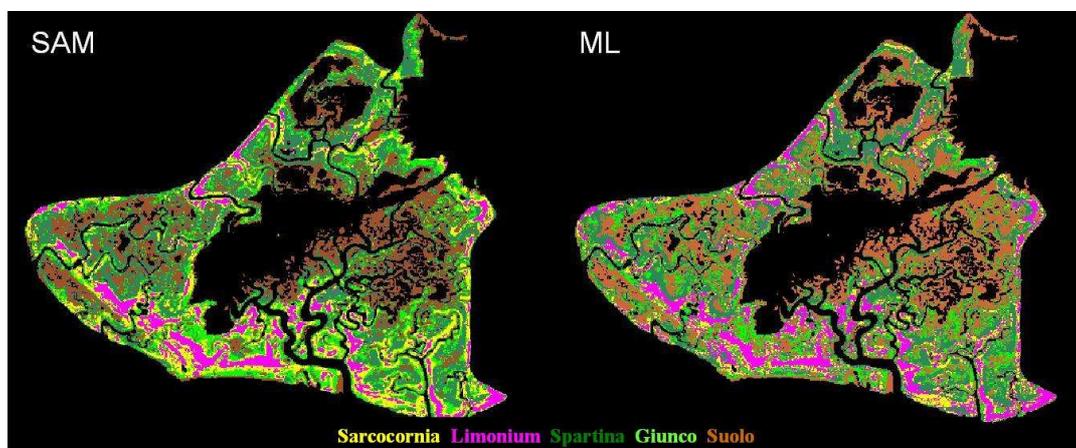
La miglior classificazione ottenuta con questo algoritmo ha messo in evidenza la difficoltà di riconoscere separatamente le classi "limonium" e "sarcocornia", particolarmente nelle zone in cui una delle due specie è presente con una percentuale di poco superiore alla soglia del 60%, limite fissato per attribuire all'*endmember* l'area considerata. Inoltre i risultati mostrano che i *pixel* classificati come "giunco" sovrastimano la presenza della classe, corrispondendo in realtà a zone di vegetazione mista presente nel bordo della *barena* o nelle fasce di transizione tra *patch* omogenei.

Applicando l'algoritmo ML il valore di accuratezza totale della classificazione è aumentato (81.6%). L'elaborato digitale ottenuto ha mostrato come l'algoritmo sia in grado di riconoscere anche macchie piuttosto piccole di *endmember*, anche se, in alcuni casi, le aree sono state frammentate in maniera eccessiva rispetto alla realtà.

Pur ridotte rispetto i risultati dell'algoritmo SAM, sono rimaste le difficoltà di separazione tra le classi "limonium" e "sarcocornia" e la sovrastima della presenza del giunco. Dal controllo visivo del risultato emerge inoltre una eccessiva attribuzione di *pixel* alla classe "spartina" a scapito della "sarcocornia", errore non rilevato dalla matrice di confusione.

Dal confronto, visivo e dall'analisi *pixel* per *pixel*, delle classificazioni ottenute con i due algoritmi risulta che le differenze di attribuzione non sono molte: entrambi hanno definito chiaramente le "macchie" maggiori delle diverse classi e le differenze sono attribuibili soprattutto al diverso riconoscimento della classe di "giunco" (figura 4.1). Le classificazioni mostrano complessivamente la possibilità di riconoscere due "macro-classi". La prima è data da "limonium" e "sarcocornia", presenti in aree adiacenti e in consorzi misti, disposizione che nel periodo primaverile determina delle risposte spettrali simili. Nei mesi estivi, pur mantenendosi la stessa disposizione

spaziale, la fioritura del *Limonium* sp. differenzia nettamente la risposta spettrale delle aree in cui è prevalente: le due classi diventano quindi più facilmente separabili. La seconda macro-classe è data invece da “giunco” e “spartina”, probabilmente confondibili l’uno con l’altra a causa della forma fogliare relativamente simile.



Matrice di confusione immagine 16/05/02, algoritmo SAM, A=66.6% K=0.58

	suo	lim	spa	sar	jun
Unclass.	0	0	4.55	0	0
suo	100	0	0	0	8.33
lim	0	43.33	0	35.71	0
spa	0	0	81.82	0	8.33
sar	0	46.67	4.55	64.29	8.33
jun	0	10	9.09	0	75

Matrice di confusione immagine 16/05/02, algoritmo ML, A=81.6% K=0.76

	suo	lim	spa	sar	jun
Unclass.	0	0	4.55	0	8.33
suo	100	0	0	0	0
lim	0	83.33	0	28.57	0
spa	0	0	86.36	0	25
sar	0	16.67	9.09	71.43	0
jun	0	0	0	0	66.67

Figura 4.1 - Risultati della classificazione con algoritmi SAM e ML per l'immagine di maggio 2002.

4.1.2 Classificazione dell'immagine acquisita il 10 febbraio 2003

Nella classificazione dell'immagine acquisita il 10 febbraio 2003 si sono incontrati diversi problemi, soprattutto a causa della modesta densità di copertura di tutte le specie vegetali, che ha costretto a considerare come omogenee anche aree con una sola alofita presente almeno al 50%. Gli effetti della mancanza di zone *training* realmente uniformi si sono riscontrati al momento della verifica della classificazione, ma i risultati sono stati comunque coerenti con la situazione di copertura fortemente discontinua rilevata in campo nella campagna invernale.

La scarsa separabilità delle specie, dovuta da un lato alla forte presenza di suolo in ogni *patch* e dall'altro alla scarsa attività vegetativa, che uniforma la risposta spettrale nell'infrarosso vicino, era già stata evidenziata dall'analisi dei dati del radiometro GER 1500 (figura 3.2, § 3.4). A causa della somiglianza in termini di risposta spettrale delle aree di *training* delle differenti alofite, i classificatori hanno difficoltà a riconoscere le singole specie, e generalmente le identificano come classi caratterizzate da una maggiore o minore copertura del suolo.

Le discordanze nei risultati delle classificazioni ottenute a partire da diversi set di dati, già evidenti nella classificazione dell'immagine di maggio, qui si sono rivelate

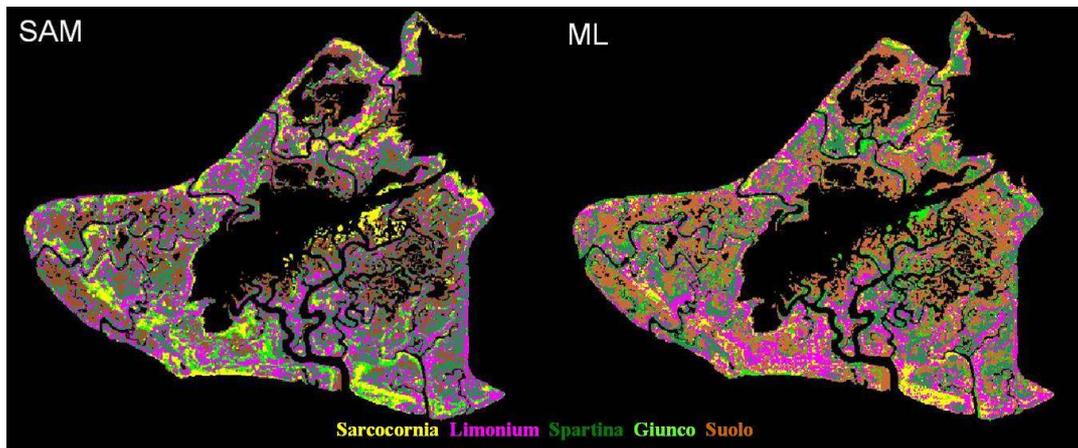
ancor più forti, a conferma della scarsissima omogeneità delle aree individuate in campo (differenza media 28.7%).

Anche l'applicazione dei due metodi di classificazione, pur partendo dalle stesse aree di riferimento, ha portato a risultati con notevoli differenze (16.2% di *pixel* diversamente classificati), attribuibili indifferentemente a tutte le classi. Il confronto tra le migliori classificazioni che si è riusciti ad ottenere (Figura 4.2) esplicita chiaramente tali differenze.

L'analisi delle matrici di confusione ha reso evidente la minor efficienza del classificatore SAM che, a differenza di ML, con queste aree scarsamente omogenee non è riuscito a riconoscere neppure alcune grandi macchie di "limonium" osservate nel corso di tutte le campagne a terra.

Complessivamente nell'immagine invernale le sole quattro bande del QuickBird non sono quindi in grado di riconoscere la distribuzione di macchie di alofite comunque presenti in campo, anche se con scarsa o nulla attività vegetativa.

L'acquisizione invernale tuttavia permette di discriminare correttamente aree di suolo nudo da aree coperte da vegetazione.



Matrice di confusione immagine 10/02/03, algoritmo SAM, A=61.9% K=0.52						Matrice di confusione immagine 10/02/03, algoritmo ML, A=75.0% K=0.68					
	suo	lim	spa	sar	jun	%	suo	lim	spa	sar	jun
Unclass.	0	0	4.55	0	0	Unclass.	0	0	4.55	0	0
suo	74.07	0	4.55	0	8.33	suo	100	0	4.55	0	25
lim	3.7	60	22.73	7.14	16.67	lim	0	76.67	9.09	14.29	25
spa	14.81	6.67	68.18	0	25	spa	0	16.67	68.18	0	16.67
sar	0	0	0	64.29	25	sar	0	3.33	0	85.71	16.67
jun	7.41	33.33	0	28.57	25	jun	0	3.33	13.64	0	16.67

Figura 4.2 - Risultati della classificazione con algoritmi SAM e ML per l'immagine di febbraio 2003.

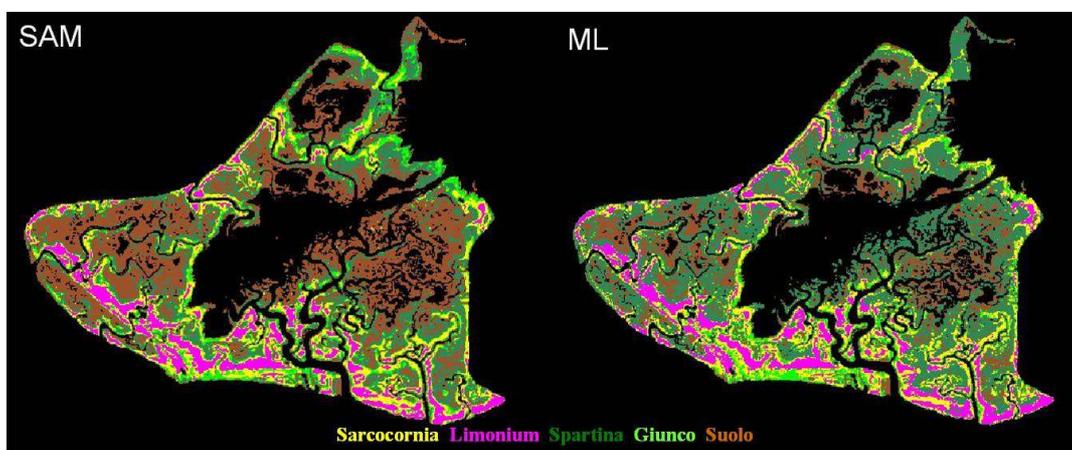
4.1.3 Classificazione dell'immagine acquisita il 25 luglio 2003

L'analisi dell'immagine registrata il 25 luglio 2003 ha dato risultati molto soddisfacenti (figura 4.3), confermando la maggior separabilità delle diverse classi di vegetazione. Le incertezze maggiori sono state osservate nella classe "spartina",

sovrastimata soprattutto quando si applica l'algoritmo di massima verosimiglianza. La riflettanza di aree dominate dalla presenza di *Spartina maritima*, anche ad elevata densità, è influenzata fortemente dalla presenza del suolo. Ciò si può rilevare negli spettri raccolti in campo con il radiometro GER 1500 e, in maniera maggiore, nel segnale registrato dal sensore QuickBird, che integra le informazioni su un quadrato di 2.8 m di lato. Molte zone di *ciaro* attribuite erroneamente alla classe "spartina" sono in realtà zone di suolo con una minima presenza di vegetazione, ad esempio microfitorbentos o ciuffi di *Salicornia* spp., per le quali si è stabilito di non creare delle classi.

L'osservazione dei valori lungo la diagonale della matrice di confusione esplicita i buoni risultati ottenuti per la maggior parte degli *endmember*.

A conferma di una maggior omogeneità all'interno delle aree selezionate, la classificazione con *pixel* di *training* differenti, pur mantenendo una minima discrepanza nei risultati, mediamente ha mostrato una percentuale di *pixel* classificati diversamente pari al 8.8%, e cioè molto inferiore a quella registrata per le altre immagini.



Matrice di confusione immagine25/07/03, algoritmo SAM, A=75.2% K=0.68

	suo	lim	spa	sar	jun
Unclass.	0	0	4.55	0	0
suo	92.59	3.33	22.73	0	0
lim	0	86.67	0	14.29	0
spa	7.41	0	45.45	0	33.33
sar	0	10	13.64	78.57	8.33
jun	0	0	13.64	7.14	58.33

Matrice di confusione immagine25/07/03, algoritmo ML, A=80.0% K=0.74

	suo	lim	spa	sar	jun
Unclass.	0	0	4.55	0	0
suo	100	0	4.55	0	8.33
lim	0	90	9.09	14.29	0
spa	0	6.67	63.64	0	0
sar	0	3.33	9.09	78.57	33.33
jun	0	0	9.09	7.14	58.33

Figura 4.3 - Risultati della classificazione con algoritmi SAM e ML per l'immagine di luglio 2003.

A seguito dei buoni risultati ottenuti elaborando questa immagine limitatamente alla *barena* di San Felice, è stata classificata tutta la superficie registrata dal QuickBird, pari a 64 km².

Per rendere più veloce l'applicazione dell'algoritmo di classificazione sono state mascherate tutte le zone non rilevanti ai fini dello studio, in particolare le isole principali e le aree di gronda lagunare. Si sono quindi individuate 8 classi, "suolo",

“sarcocornia”, “limonium”, “spartina”, “giunco”, “cannuccia” (aree dominate da *Phragmites australis*), “salicornia” e “misto”. Quest'ultima classe comprende le specie tipiche dei margini elevati delle *barene* lungo i canali, e cioè *Inula crithmoides*, *Artemisia coerulescens*, *Obione portulacoides*, *Aster tripolium*, *Atriplex prostrata*, *Sueda maritima*, di solito presenti in consorzi misti.

Le ROI di *training* e *test* sono state generate selezionando (tramite estrazione casuale) *pixel* delle diverse classi all'interno dei siti di campionamento delineati al paragrafo 1.2 (San Felice, Rigà, Saline, Trombetta e Passarini).

I risultati, verificati con aree *test* e tramite stima visiva supportata da controlli in campo, non sono stati nel complesso molto buoni (SAM: accuratezza totale 48.4%; ML: accuratezza totale 57.1%).

Le classi aggiunte (“salicornia”, “misto” e “cannuccia”) hanno mostrato una parziale sovrapposizione nei valori di riflettanza con gli altri *endmember* generalmente utilizzati nella classificazione. In particolare, nelle quattro bande del QuickBird, le risposte spettrali delle coppie “cannuccia”/“sarcocornia” e “salicornia”/“spartina” sono molto simili. Di conseguenza anche nell'area di San Felice, dove erano stati raggiunti risultati buoni, l'accuratezza è diminuita.

Per poter ottenere una classificazione accurata nella zona di San Felice è stato necessario modificare le soglie (angolo e probabilità) attribuite agli *endmember*, ma ciò produce una crescita degli errori nelle aree esterne. Di conseguenza, le diverse *barene* sono state classificate separatamente, individuando per ognuna le soglie ottimali: in tal modo i risultati sono nettamente migliorati.

In figura 4.4 sono riportate, come esempio, le classificazioni del sito “Trombetta”. Si può notare come nella prima immagine (*subset* della classificazione ottenuta considerando l'immagine intera) le classi “spartina”, “limonium” e “sarcocornia” siano presenti con percentuali di copertura non riscontrate in campo. Utilizzando gli stessi spettri di riferimento, ma classificando solo il *subset* della *barena*, si sono potute modificare le soglie da attribuire ad ogni classe, in modo da ridimensionare questi eccessi di attribuzione e raggiungere risultati più accurati (accuratezza totale, sulla base dei riferimenti a terra per la zona, pari al 75.3%).

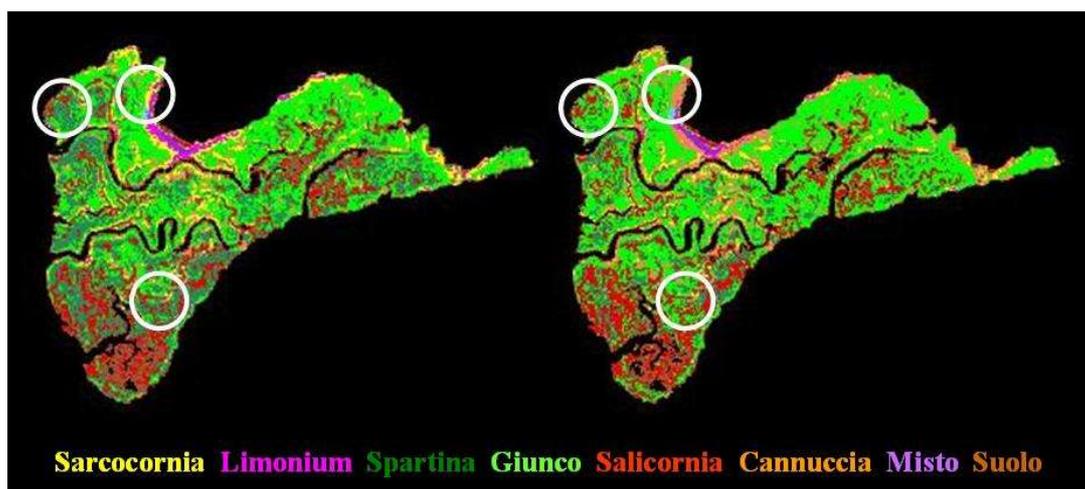
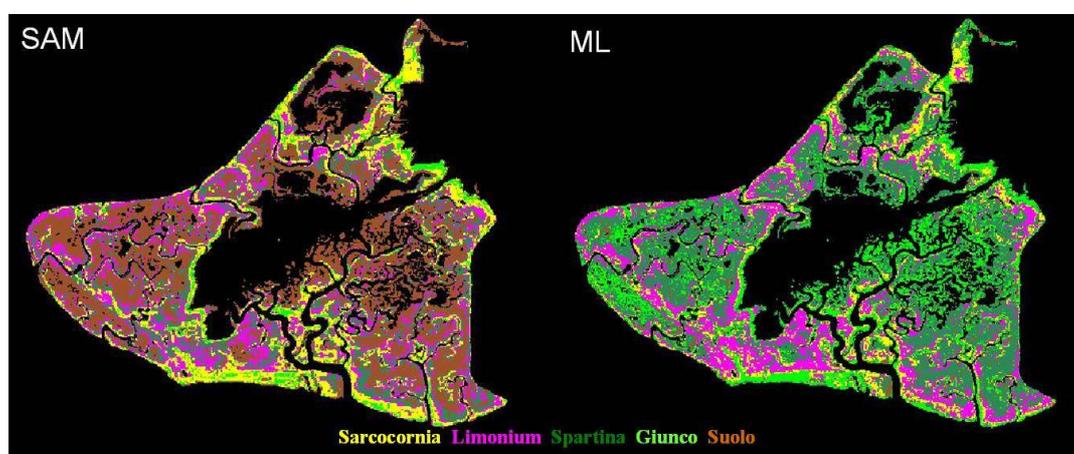


Figura 4.4 - Risultati dell'applicazione dell'algoritmo SAM all'immagine intera (sinistra) e solo all'area della *barena* "Trombetta". I cerchi bianchi evidenziano alcune zone dove è chiaramente migliorata la classificazione (si riduce l'errata attribuzione alle classi “spartina” e “sarcocornia”).

4.1.4 Classificazione dell'immagine acquisita il 10 ottobre 2003

Ad ottobre l'immagine è stata acquisita in condizioni di marea sostenuta (+60 cm misurati al mareografo di Treporti) e di conseguenza il segnale ricevuto dal sensore in gran parte della superficie della *barena* è stato condizionato dalla presenza d'acqua, che ha alterato la risposta spettrale della vegetazione. La presenza dell'acqua è evidente nel risultato della classificazione (figura 4.5), che manifesta una distribuzione delle classi a fasce, in corrispondenza dei diversi livelli dell'acqua presente nella *barena*.

La diversa umidità del suolo e la quantità d'acqua presente sulla superficie della *barena* hanno influenzato diversamente i due algoritmi di classificazione, che in questo caso hanno restituito le mappe tematiche meno simili (nonostante siano state utilizzate le stesse aree di riferimento) arrivando ad una percentuale di *pixel* diversamente classificati molto elevata (22%).



Matrice di confusione immagine10/10/03, algoritmo SAM, A=46.7% K=0.33

	suo	lim	spa	sar	jun
Unclass.	0	0	4.55	0	0
suo	96.3	0	36.36	0	0
lim	0	36.67	31.82	21.43	8.33
spa	0	20	4.55	7.14	0
sar	3.7	43.33	18.18	64.29	75
jun	0	0	4.55	7.14	16.67

Matrice di confusione immagine10/10/03, algoritmo ML, A=66.7% K=0.56

	suo	lim	spa	sar	jun
Unclass.	0	0	4.55	0	0
suo	100	0	4.55	0	8.33
lim	0	76.67	27.27	28.57	0
spa	0	6.67	59.09	14.29	8.33
sar	0	16.67	4.55	50	33.33
jun	0	0	0	7.14	50

Figura 4.5 - Risultati della classificazione con algoritmi SAM e ML per l'immagine di ottobre 2003.

4.2 Classificazione multitemporale dei dati multispettrali QuickBird

Le risposte spettrali estratte dalle immagini a partire dalle ROI (figura 4.6) e quelle ottenute in campo tramite il radiometro portatile hanno permesso di descrivere l'andamento stagionale della riflettanza delle classi di alofite, e quindi la possibilità di riconoscerle tramite la classificazione delle immagini QuickBird.

A febbraio tutte le classi di alofite presentano risposte spettrali simili e sovrapposte, ad eccezione della "spartina", che si discosta sensibilmente nel canale dell'infrarosso

vicino. L'andamento di tutte le alofite è simile a quello del suolo, anche se i valori sono traslati. Nell'acquisizione di maggio le classi di “giunco” e “spartina” cominciano a separarsi da quelle di “limonium” e “sarcocornia”, che invece restano tra loro molto simili. In tali spettri, oltre ad essere più evidente la diversità di risposta tra le classi, inizia a delinearsi più chiaramente il brusco aumento di riflettanza, tipico della vegetazione, nel passaggio dal canale del rosso a quello dell'infrarosso vicino.

A luglio tutte le classi hanno risposte spettrali distinte, ed anche la separabilità tra “sarcocornia” e “limonium” risulta maggiore.

I valori di riflettanza dei canali rosso e specialmente infrarosso vicino dell'immagine di ottobre, a causa della presenza d'acqua sulla superficie di *barena*, sono molto ridotti per le classi “suolo”, “spartina”, “sarcocornia” e “limonium”.

Il “giunco” è l'unico a mantenere dei valori di riflettanza più alti, probabilmente per la quota più elevata a cui si insedia (quota media 33 cm) e per la sua struttura fisica: si tratta di cespi con foglie erette, spesso di notevoli dimensioni (altezza media 50 cm); la *Sarcocornia fruticosa* invece, pur insediandosi quasi alla stessa quota (quota media 29 cm) raggiunge un'altezza media inferiore ai 30 cm, risultando quindi sommersa dalla marea (+ 60 cm).

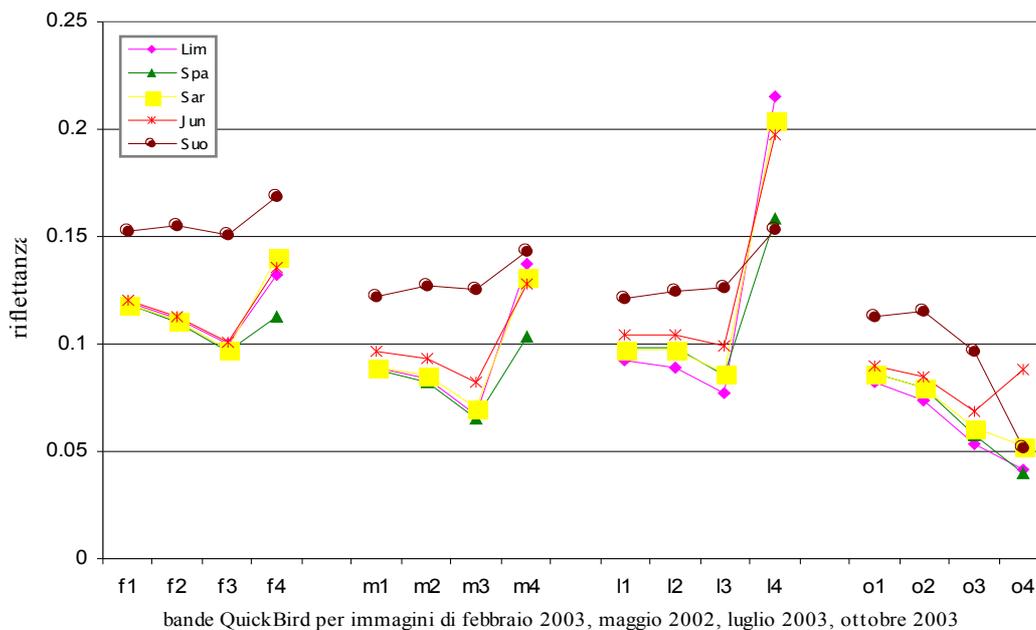


Figura 4.6 – Firme spettrali delle principali alofite presenti in laguna di Venezia ottenute dalle diverse acquisizioni del sensore QuickBird.

Le differenze nelle risposte spettrali delle alofite ottenute nelle quattro stagioni sono per la maggior parte superiori alle differenze tra le classi nella singola acquisizione. In figura 4.7 si sono riportate come esempio le differenze stagionali all'interno della stessa classe (limonium) e quelle tra classi nell'acquisizione di luglio, dove le firme spettrali sono maggiormente separate.

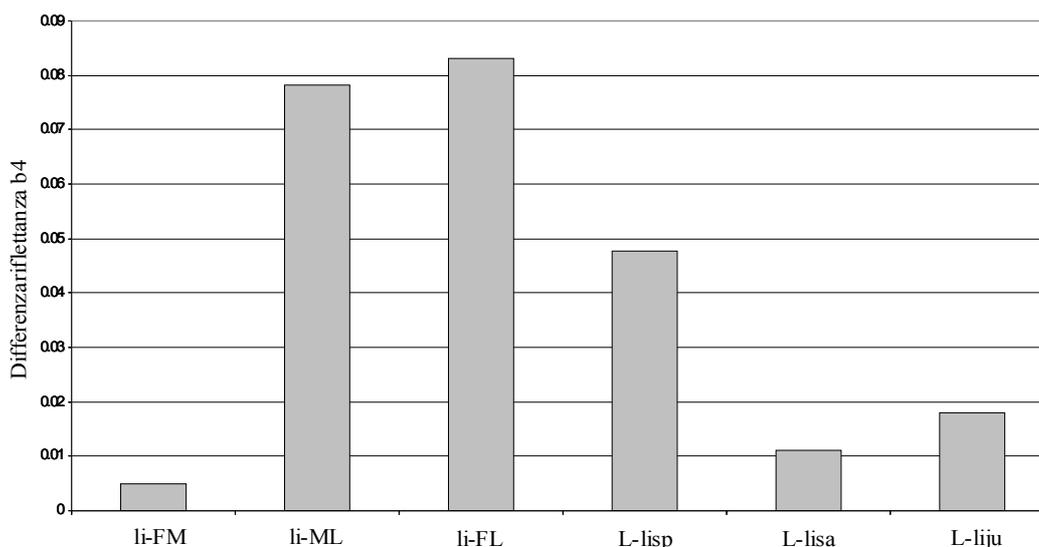


Figura 4.7 - Differenze di riflettanza stagionale (li-FM=differenza di riflettanza della classe “limonium” tra febbraio e maggio, li-ML= differenza di riflettanza della classe “limonium”tra maggio e luglio, li-FL= differenza di riflettanza della classe “limonium”tra febbraio e luglio), e tra classi (L-lisp= differenza di riflettanza, nell'immagine di luglio, tra le classi “limonium” e “spartina”, L-lisa= differenza di riflettanza, nell'immagine di luglio, tra le classi “limonium” e sarcocornia, L-liju=differenza di riflettanza, nell'immagine di luglio, tra le classi “limonium” e “giunco”).

La fusione dei dati provenienti dalle diverse acquisizioni stagionali in un'unica immagine permette di usare sia le informazioni ricavabili dalla firma spettrale della classe che le differenze stagionali dell'attività vegetativa delle specie. In questo modo, le diverse separabilità delle classi evidenziate nelle classificazioni stagionali, diventano un'ulteriore risorsa per favorire una più accurata rappresentazione dei *patch* dominati dalle diverse alofite. In particolare, ciò diventa estremamente vantaggioso nel classificare l'immagine intera, quando l'aggiunta di ulteriori classi, con risposta spettrale simile, aumenta le difficoltà di attribuzione da parte del classificatore.

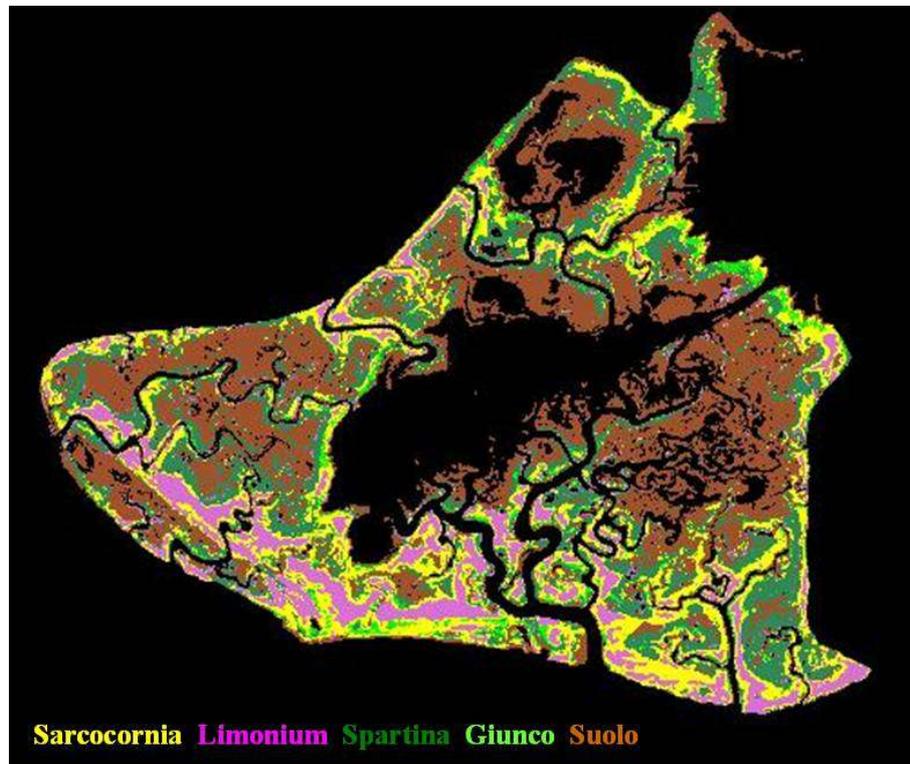
Le diverse acquisizioni stagionali sono state attentamente coregistrate e composte in un'unica immagine di 16 canali. Inizialmente tutti e 16 i canali sono stati utilizzati, auspicando che la diversità di risposta spettrale riscontrata nelle ROI di “giunco” nell'immagine di ottobre, potesse migliorarne la discriminazione. Purtroppo il rumore apportato dalla presenza d'acqua nella superficie della *barena* crea notevoli difficoltà di riconoscimento, per cui si è scelto di lavorare solo con le 12 bande costituite dalle immagini acquisite il 16 maggio 2002, il 10 febbraio e il 25 luglio 2003.

Le ROI usate per la classificazione sono state quelle che nelle campagne a terra da maggio a luglio erano rimaste effettivamente costanti e non erano state sostituite da differenti *endmember*.

L'aumento di bande e la selezione delle ROI costanti hanno reso il set di *pixel* di *training* troppo scarso per ottenere buoni risultati dall' algoritmo ML, il più efficace si è così rivelato il SAM, per il quale si sono comunque dovuti individuare diversi angoli di soglia per i differenti *endmember*. Dopo numerose ripetizioni si è arrivati ad ottimizzare la classificazione, anche se l'angolo molto basso che si è dovuto assegnare alla classe “giunco”, per evitare che venisse attribuita ad un numero

eccessivo di *pixel*, ha portato ad una riduzione della classe anche nelle zone dove questo è realmente presente, diminuendo in parte l'accuratezza totale.

In figura 4.8 è riportata la miglior classificazione ottenuta per la *barena* di San Felice; la qualità è confermata sia da una verifica effettuata in campo, sia dalla matrice di confusione (accuratezza totale 80.5%, $K=0.75$), che evidenzia come, ad eccezione della classe "giunco", tutte le altre siano state riconosciute correttamente con una percentuale di *pixel* superiore all'80%.



Matrice di confusione immagine multitemporale, A= 80.5% K=0.75					
	suo	lim	spa	sar	jun
Unclass.	0	0	9.09	0	0
suo	96	3.33	0	0	0
lim	0	83.33	0	14.29	0
spa	0	0	81.82	0	33.33
sar	4	13.33	9.09	85.71	33.33
jun	0	0	0	0	33.33

Figura 4.8 - Classificazione multi-temporale e matrice di confusione.

La stessa metodologia è stata applicata all'intera immagine, aggiungendo, come si era fatto per la classificazione di luglio, 3 classi: "cannuccia", "salicornia" e "misto".

Anche in questo caso si sono, in parte, presentate le difficoltà incontrate nella classificazione dell'immagine intera di luglio, ma grazie alle differenze stagionali la

caratterizzazione delle classi è stata sufficientemente accurata, anche al di fuori della *barena* di San Felice, nella quale erano presenti la maggior parte delle aree *training* (accuratezza totale 64.4 %, K 0.57).

4.3 Classificazione dei dati QuickBird pancromatici

Ad ogni acquisizione del sensore QuickBird oltre all'immagine multispettrale viene registrata un'immagine pancromatica. L'informazione spettrale in questo caso è registrata in un'unica banda: le sottili differenze che permettono la distinzione delle quattro classi di alofite non sono perciò risolvibili.

Analizzando la distribuzione dei valori dei *pixel* nelle quattro immagini pancromatiche si è osservata la presenza pressoché costante di tre picchi, il primo associabile all'acqua, il secondo alla vegetazione ed il terzo al suolo nudo (figure 4.9, 4.10, 4.11, 4.12).

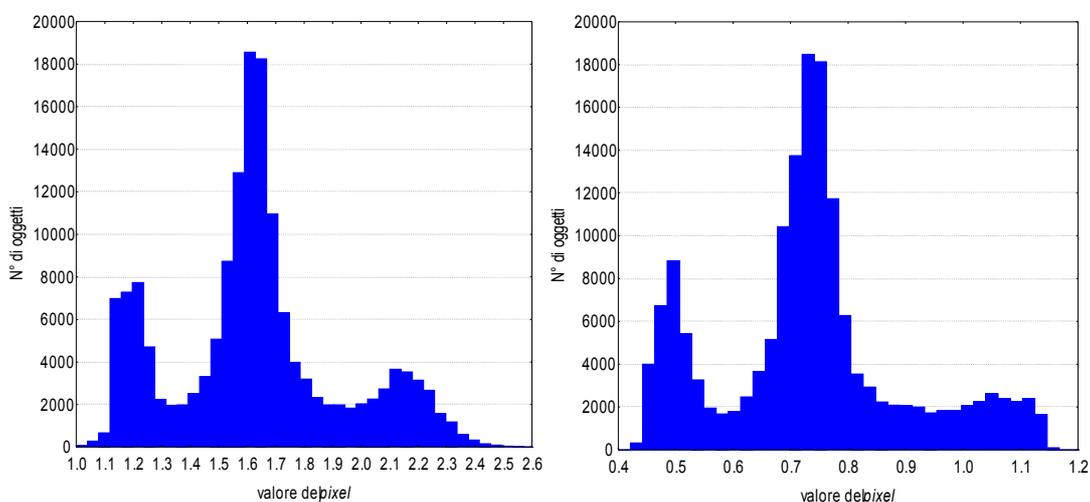


Figura 4.9 e 4.10 - Distribuzione dei valori dei *pixel*:immagine pancromatica febbraio 2003 e maggio 2002.

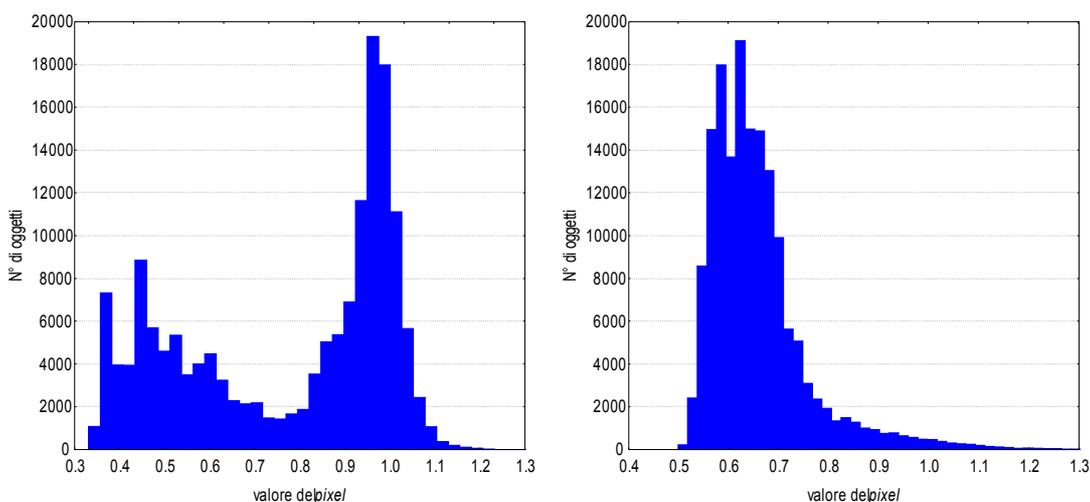


Figura 4.11 e 4.12 - Distribuzione dei valori dei *pixel*:immagine pancromatica luglio ed ottobre 2003.

Queste informazioni sono state utilizzate per ottenere rappresentazioni della distribuzione dei *ghebi*, del suolo e della vegetazione, sfruttando la possibilità di “segmentare” l'immagine secondo intervalli definiti.

Un esempio dei risultati ottenuti è la figura 4.13 dove si riporta un ritaglio della classificazione di acqua suolo e vegetazione ottenuta tramite la segmentazione, in tre intervalli distinti, dell'immagine pancromatica acquisita il 16 maggio 2002. La distinzione in classi di “acqua”, “suolo” e “vegetazione” ottenuta è coerente con i rilievi fatti in campo e con le classificazioni ottenute tramite le immagini multispettrali; rispetto a quest'ultime, grazie alla maggior risoluzione spaziale, è stato possibile anche definire con maggior accuratezza alcuni piccoli *ghebi*.

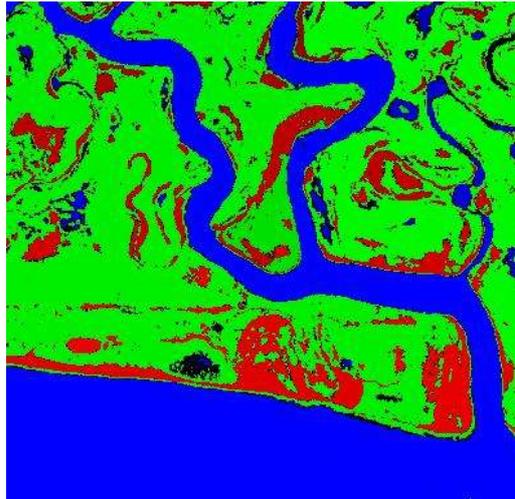
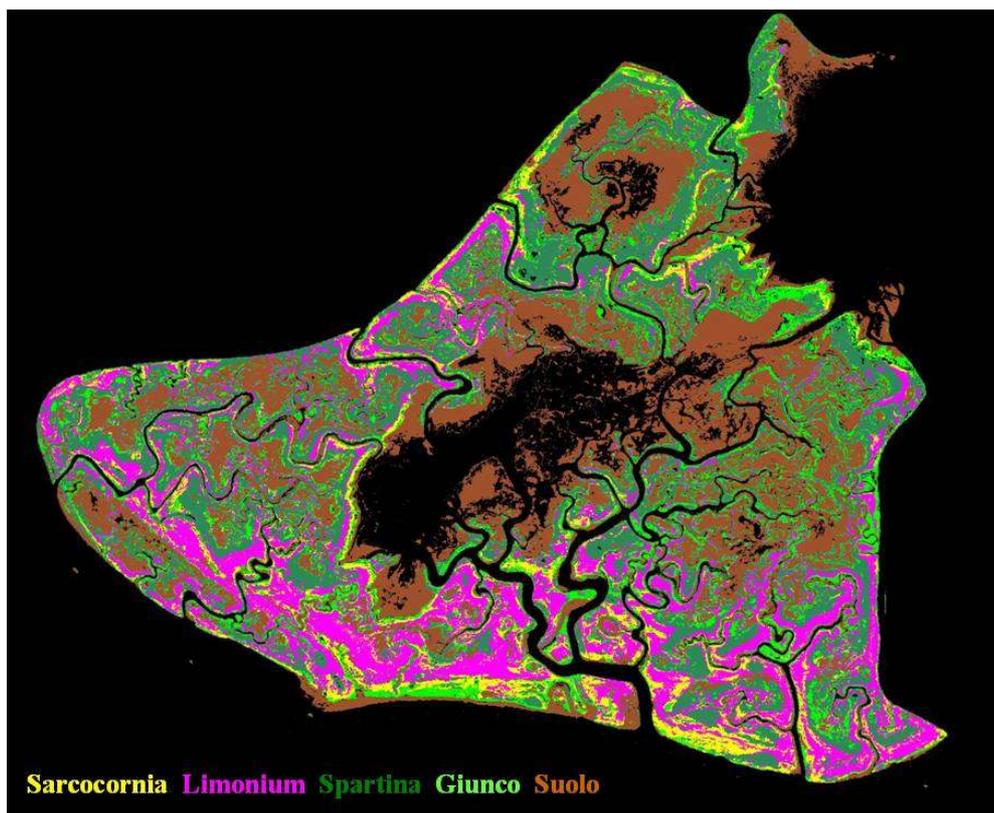


Figura 4.13 - Individuazione delle aree di acqua suolo e vegetazione tramite la segmentazione dell'immagine pancromatica di maggio 2002.

Osservando i diversi istogrammi di distribuzione si sono rilevati anche dei cambiamenti stagionali. A febbraio e maggio i picchi sono definiti più chiaramente, mentre, con l'avvento della stagione estiva, dal momento che le risposte spettrali delle diverse specie iniziano a separarsi, si smussa il picco relativo alla vegetazione. Ad ottobre invece, anche nel caso dell'immagine pancromatica, la scena è dominata dalla presenza dell'acqua.

Basandosi su questa differenziazione si è ipotizzata la possibilità di separare le diverse classi di vegetazione anche utilizzando i dati pancromatici, che hanno il notevole vantaggio dell'elevata risoluzione spaziale.

I risultati migliori (figura 4.14) si sono ottenuti con l'algoritmo ML. Nonostante i valori piuttosto alti della matrice di confusione, ad eccezione, ancora una volta, della classe “giunco”, visivamente si sono riconosciuti numerosi errori di attribuzione soprattutto tra le classi “limonium” e “sarcocornia”. Questi errori si devono attribuire ancora una volta alla disomogeneità delle aree definite in campo. Mentre l'immagine multispettrale, mediando il segnale su una superficie di 7.84 m² non evidenzia discontinuità all'interno della macchia di vegetazione perimetrata, l'elevatissima risoluzione spaziale dell'immagine pancromatica, nonostante la minor risoluzione spettrale, fa sì che il classificatore non riesca a riconoscerle come aree omogenee.



Matrice di confusione pancromatica multi-temporale,
 algoritmo ML, A=75.6% K=0.65

	suo	lim	spa	sar	jun
Unclass.	0	0.03	0.49	1.26	4.94
suo	95.63	0.53	0.67	0	14.22
lim	0	82.63	9.36	31.23	10.63
spa	0	4.15	82.56	1.41	10.26
sar	0	11.9	2.08	62.53	10.26
jun	4.37	0.75	4.83	3.57	49.69

Figura 4.14 - Classificazione multitemporale delle 4 immagini pancromatiche.

4.4 Confronto tra sensori dai risultati della classificazione

Lo studio condotto con le immagini satellitari QuickBird è stato confrontato con dati ottenuti dal sensore CASI e con dati di repertorio forniti dal Consorzio Venezia Nuova (sensore ROSIS), elaborati in collaborazione con il Dipartimento IMAGE dell'Università di Padova.

I fattori che possono condizionare le prestazioni di un sensore riguardano la stagione, le condizioni di illuminazione, le caratteristiche spettrali e la risoluzione radiometrica, caratteristiche che possono variare tra le diverse osservazioni. Le acquisizioni fornite da diversi sensori non si possono quindi paragonare direttamente a livello di *digital number* (DN), ma richiedono un'attenta intercalibrazione per convertire i dati rilevati in unità radiometriche confrontabili.

La regione costiera è un ambiente dinamico dove eventi e processi operano su scale spaziali e temporali brevi; in particolare oltre a cambiamenti stagionali ci sono più fattori rispetto gli ambienti terrestri che influenzano le caratteristiche spettrali, in primo luogo il livello di marea. Diventa così difficile ottenere immagini con condizioni ambientali direttamente confrontabili utilizzando sensori diversi (condizioni di acquisizione consultabili nell'Appendice B).

Nel presente lavoro i confronti sono stati quindi condotti sulla base dei risultati delle classificazioni, valutandone l'accuratezza totale e la matrice di confusione.

La classificazione dell'immagine ROSIS è stata preceduta da un'analisi delle 115 bande e della loro correlazione, per verificare la possibilità di ridurre il numero e quindi il tempo di calcolo. Le prime 35 bande sono state ignorate perché fortemente disturbate. Le restanti 80 sono state trattate con il metodo delle componenti principali, che hanno ridotto lo spazio dimensionale alle prime 6 componenti, con un contenuto informativo dell'immagine pari al 99.9%. L'algoritmo SAM è stato applicato sia alle 6 componenti principali che alle 80 bande non trattate, individuando dopo numerose ripetizioni l'angolo più appropriato per ogni classe.

Dall'applicazione dell'algoritmo, utilizzando diversi set di ROI *training*, è emerso che l'uso di tutte le 80 bande permette di raggiungere accuratze migliori. Il risultato (figura 4.15) in termini di accuratezza e coefficiente K è simile a quello raggiunto nella classificazione dell'immagine di luglio del sensore QuickBird (ROSI 78.5% , $K=0.7$, QuickBird 75.2%, $K=0.68$).

La mappa tematica ottenuta dall'immagine ROSIS, non molto più accurata di quella ottenuta dall'elaborazione dei dati QuickBird, nonostante la maggiore risoluzione sia spettrale che spaziale, deve però essere giudicata considerando la scarsa disponibilità di aree di riferimento per la campagna del 2000. I dati raccolti in campo durante il sorvolo con il sensore ROSIS erano limitati ed in parte incompleti, mancando spesso le indicazioni riguardo la quantità di suolo nudo all'interno delle aree perimetrate: ciò ha sicuramente influenzato l'efficienza del classificatore.

L'acquisizione effettuata tramite il sensore CASI è stata programmata non solo nella data di acquisizione e nella quota di volo, ma anche scegliendo le bande più appropriate per lo studio delle alofite. Inoltre il set di aree di riferimento è stato realizzato secondo le procedure descritte in 2.4.2, risultando quindi più completo.

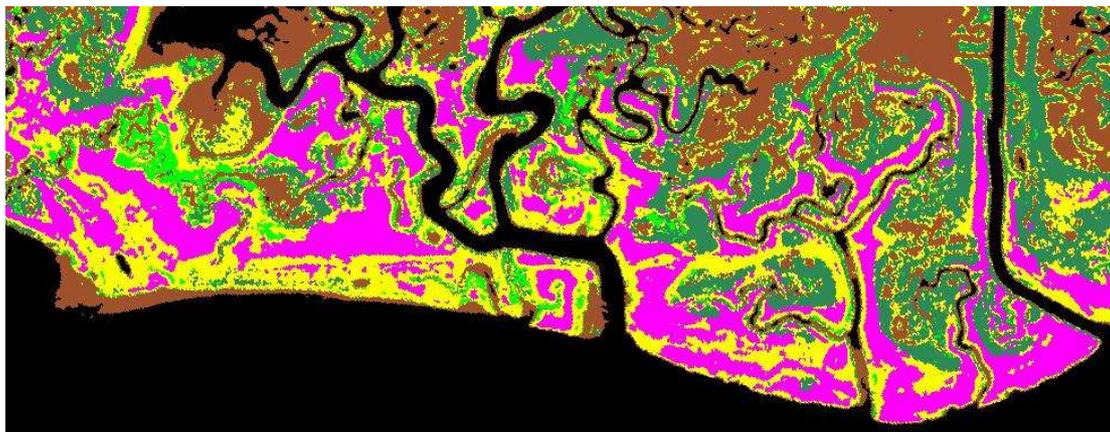
I risultati ottenuti dalla classificazione dell'immagine CASI (Ferrari, 2003) sono stati molto buoni, con un'accuratezza dell'87.7% e un coefficiente K pari a 0.83 (figura

4.16). Come per la classificazione delle immagini QuickBird e ROSIS, la classe più problematica si è confermata quella di giunco. L'analisi visiva dei risultati e le verifiche effettuate in campo hanno rilevato anche una sovrastima della classe “spartina”, non evidenziata però dalla matrice di confusione.

Il risultato presenta comunque un'accuratezza superiore a quella ottenuta nella classificazione dell'immagine ROSIS, nonostante la minor risoluzione spettrale e spaziale. La scelta di intervalli spettrali specifici per le discriminazioni da effettuare, ed il set di aree di riferimento più completo ed appropriato hanno quindi favorito un miglioramento complessivo del risultato.

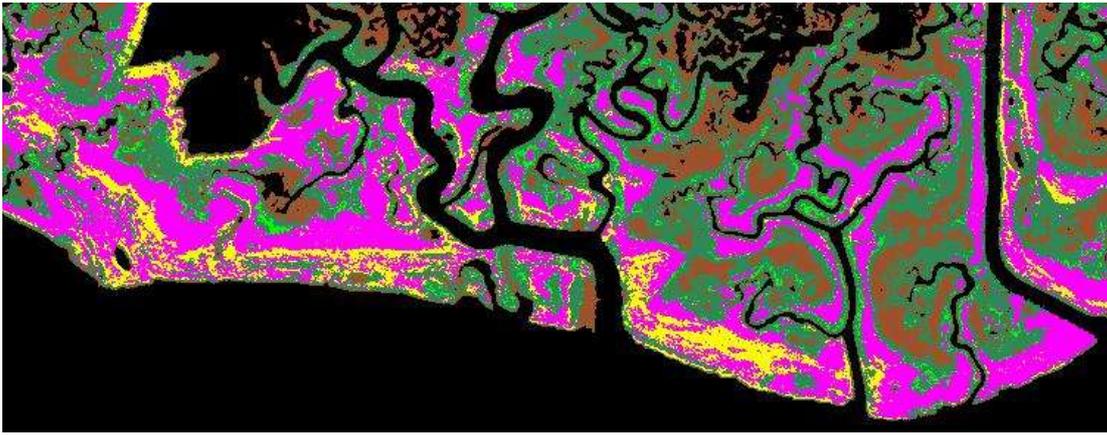
Dal confronto dei risultati ottenuti dall'analisi delle immagini acquisite dai tre sensori si è inoltre determinato che l'aumento delle bande e la maggior risoluzione spaziale migliorano la distinzione tra le classi ma, permettendo la separazione anche di differenze minori, richiedono la definizione di un maggior numero di *endmember*.

Considerando la spesa per l'acquisizione ed i tempi di processamento, il risultato della classificazione delle immagini QuickBird si può considerare molto buono, nonostante la minor accuratezza raggiunta nella classificazione rispetto a quella dei dati iperspettrali aerei. Infatti dalla classificazione dell'immagine di luglio, ed ancor meglio sfruttando l'analisi multitemporale, si riescono a distinguere con una buona accuratezza i tre *endmember* di vegetazione maggiormente presenti nella *barena* di San Felice, “limonium”, “sarcocornia” e “spartina”, e più chiaramente legati ad un definito *range* di quota.



	suo	lim	spa	sar	jun
Unclass.	0	0	0	0	0
suo	96.33	0	0	0	9.35
lim	0	85.96	23.85	22.83	0
spa	0	0	65.38	1.06	0
sar	1.83	14.04	10	75.58	11.21
jun	1.83	0	0.77	0.53	79.44

Figura 4.15 - Risultato della classificazione dell'immagine ROSIS, Accuratezza totale 78.5%, coefficiente K 0.7.



	suo	lim	spa	sar	jun
Unclass.	0	0	4.55	0	0
suo	100	0	9.09	0	8.33
lim	0	93.33	0	7.14	16.67
spa	0	0	86.36	0	50
sar	0	6.67	0	92.86	0
jun	0	0	0	0	25

Figura 4.16 - Risultato della classificazione dell'immagine CASI, Accuratezza totale 87.7%, coefficiente K 0.83.

4.5 Discussione

La verifica dei risultati delle classificazioni di immagini acquisite in stagioni diverse ha mostrato una forte dipendenza dell'accuratezza totale dalla stagione considerata. Le classi sono infatti risultate definibili con maggior o minor chiarezza a seconda dello stadio di sviluppo fenologico delle specie che dominano i *patch* di vegetazione osservati in campo.

Ognuna delle acquisizioni del QuickBird ha permesso di estrarre differenti tipi di informazioni. L'immagine invernale ha registrato la forte disomogeneità di copertura, in termini di diverse alofite, della *barena*; essa è comunque utile in quanto le diverse classi ottenute rappresentano zone con diverse percentuali di suolo nudo. Dalle immagini primaverili ed estiva è stato possibile invece estrarre anche informazioni sulla distribuzione delle diverse specie.

Nell'elaborazione di tutte le acquisizioni si è comunque evidenziata la mancanza di una classe che individuasse le zone di transizione tra i *patch*, caratterizzati da vegetazione mista. La mancanza di questo *endmember* ha portato gli algoritmi di classificazione ad attribuire tali *pixel* alla classe giunco, cioè quella che, in particolare nell'immagine di febbraio, era caratterizzata da maggior disomogeneità. Tale comportamento è riassunto negli istogrammi di figura 4.17, che rappresentano i valori di deviazione standard per le aree di riferimento delle 4 classi nelle immagini di febbraio e maggio, dove le eccessive attribuzioni alla classe di giunco erano maggiori.

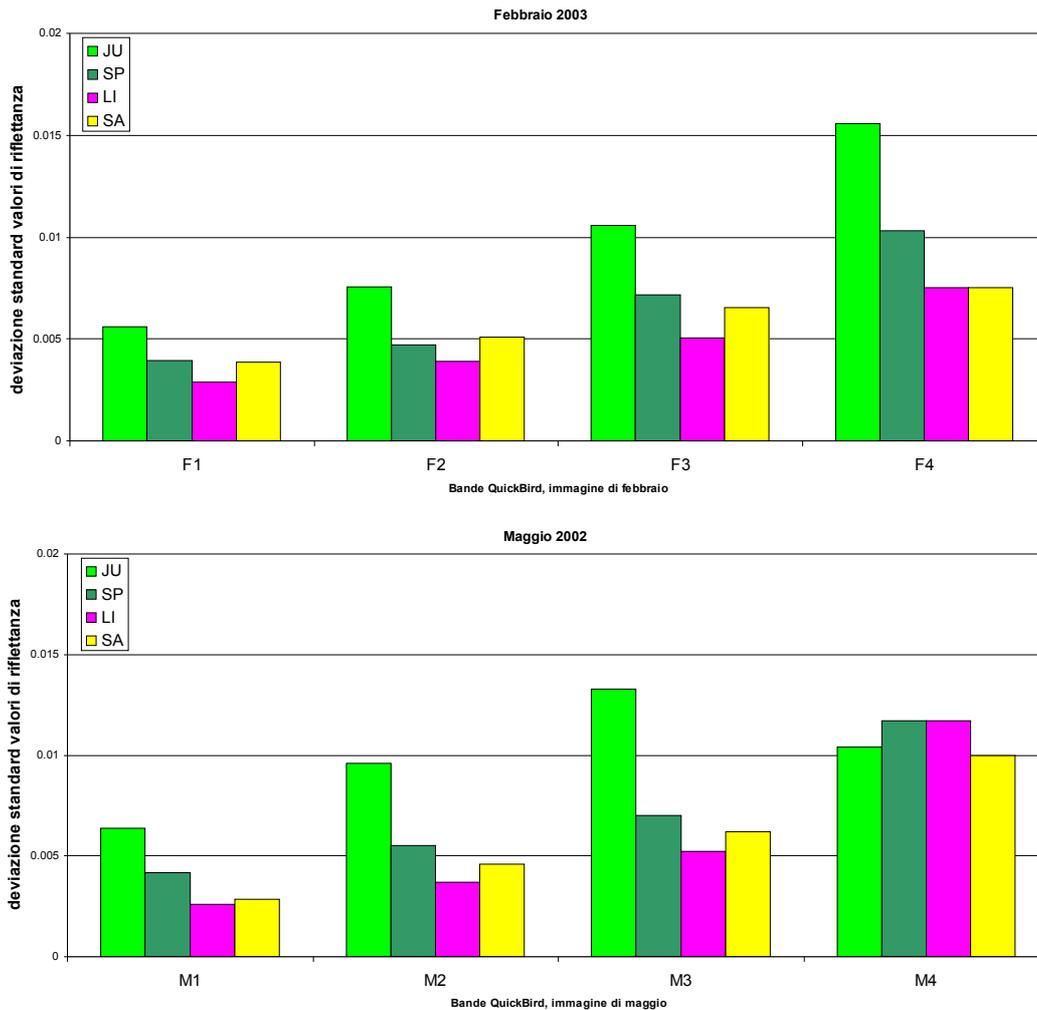


Figura 4.17 - Deviazione standard delle aree di riferimento sovrapposte all'immagine di febbraio 2003 e maggio 2002.

Le tre acquisizioni (luglio, maggio, febbraio) composte in un'unica immagine hanno permesso di sfruttare le differenze stagionali delle risposte spettrali delle classi per incrementare la separabilità degli *endmember*, producendo risultati comparabili con quelli ottenuti dalla classificazione di dati iperspettrali ripresi da aereo.

A conclusione delle analisi descritte si può ritenere che le immagini satellitari del tipo (in termini di risoluzione spaziale e spettrale) fornito da QuickBird costituiscono uno strumento particolarmente efficace per realizzare mappe di controllo per gli ambienti barenali e che la loro efficacia possa essere migliorata, ed aggiornata, con il supporto di immagini iperspettrali da sensori montati su aereo (alta risoluzione spaziale e spettrale), con le quali si può saltuariamente arricchire la dotazione delle ROI.