3. Trattamento dei dati telerilevati

Lo studio dei cambiamenti della vegetazione di *barena*, dove i popolamenti vegetali si succedono nello spazio di pochi decimetri, può essere favorito dall'utilizzo di sensori remoti. La vegetazione è infatti facilmente riconoscibile su immagini remote in quanto i diversi popolamenti sono caratterizzati da curve di riflettanza tipiche. I valori di riflettanza registrati dai diversi canali spettrali di un sensore vengono denominati "firme" dell'oggetto osservato, in quanto lo qualificano, differenziandolo dagli altri elementi presenti nella scena. Per estrarre informazioni sugli oggetti ripresi dall'immagine telerilevata si utilizzano principalmente tre approcci, classificazione dei *pixel* per creare mappe tematiche, utilizzo di indici di vegetazione e tecniche spettrali di analisi mista (*unmixing*).

Su immagini multispettrali, dato il limitato numero di bande, le tecniche di *unmixing* non vengono generalmente utilizzate. Si è tentato di estrarre informazioni sulla distribuzione dei consorzi di alofite tramite *unmixing* lineare di immagini ROSIS e CASI, ma i risultati non sono ancora soddisfacenti e non verranno trattati nel presente lavoro.

Si è quindi lavorato principalmente utilizzando diversi algoritmi di classificazione ed analizzando indici di vegetazione che, assieme alle metodologie di pre-trattamento dei dati e verifica dei risultati verranno brevemente esposte nei paragrafi successivi.

3.1.Pre-trattamento dei dati telerilevati

Prima di poter essere utilizzati, i dati raccolti da sensori remoti richiedono una preelaborazione, che consente di correggere il "rumore" presente nell'immagine dato dalle distorsioni e gli errori introdotti durante l'acquisizione, in modo da eliminare le maggiori alterazioni della scena osservata. Le correzioni fondamentali, soprattutto al fine di rendere confrontabili i risultati di immagini successive o acquisite con sensori diversi, sono quelle radiometrica, atmosferica e geometrica.

Le immagini ottenute dai sensori aerei (CASI e ROSIS) sono state fornite già corrette radiometricamente e geometricamente, per cui è stata necessaria solo un'ulteriore georeferenziazione e una coregistrazione tra le diverse immagini in modo da poterle correttamente sovrapporre.

I dati ottenuti dal QuickBird sono stati corretti radiometricamente, in base ai fattori di conversione forniti dalla *DigitalGlobe*, atmosfericamente tramite il modello 6S (*Second Simulation of Satellite Signal in the Solar Spectrum* (Vermote *et al.*, 1997)) e georeferenziati utilizzando la Carta Tecnica Regionale e i punti di riferimento raccolti in campo con DGPS.

3.1.1 La correzione geometrica

La trasformazione dell'immagine di partenza attraverso i *Ground Control Point* (GCP), definiti in campo o tramite carte topografiche, avviene con l'utilizzo di polinomi di deformazione; nel nostro caso è stato usato un polinomio del primo ordine.

La qualità del risultato relativa ad un punto di coordinate X e Y è data dalla radice quadrata della somma dei quadrati degli scarti (*Root Mean Square* (3.1)) tra le coordinate nell'immagine e quelle del *Ground Control Point* corrispondente.

3.1)
$$RMS = \sqrt{(X - X_{GCP})^2 + (Y - Y_{GCP})^2}$$

Per valutare l'errore di posizionamento medio che l'immagine ha rispetto alle coordinate dei punti di riferimento si usa l'RMS totale (3.2), che è dato dalla radice della somma dei quadrati degli RMS per ogni GCP, divisa per il numero totale di GCP usati.

3.2)
$$RMS_{totale} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} RMS_{i}^{2}}{n}}$$

Le immagini QuickBird corrette hanno raggiunto tutte un *RMS totale* inferiore a 0.5 *pixel* cosicché, data la risoluzione geometrica dell'immagine, la precisione con cui si identificano gli oggetti al suolo è di ± 35 cm nel pancromatico e di ± 1.40 m nel multispettrale.

Tutte le immagini sono state riferite al sistema di coordinate Gauss-Boaga.

Il processo di georegistrazione modifica la posizione dei *pixel* sull'immagine, la cui radiometria non rappresenta più i valori reali misurati sulla scena. È necessario quindi effettuare un ricampionamento dei dati ed una interpolazione dei livelli di grigio da assegnare all'immagine corretta. Il criterio utilizzato per calcolare il livello di grigio da assegnare al nuovo *pixel* individuato è quello del "prossimo vicino" (*nearest neighbour*), scelto sia per i limitati tempi di calcolo sia perché conserva inalterati i valori di riflettanza originali.

3.1.2. La correzione atmosferica

La correzione atmosferica dei dati telerilevati non è un passaggio obbligato per il loro successivo trattamento, soprattutto se si opera utilizzando spettri di riferimento ottenuti all'interno dell'immagine stessa (Singh, 1989; Hoffbeck e Landgrebe, 1994). L'effetto dell'atmosfera può però interferire con la corretta interpretazione dell'immagine quando si sceglie di confrontare direttamente immagini ottenute da sensori differenti, o acquisite in date diverse (Song *et al.*, 2001), o quando si lavora con superfici molto ampie per le quali non si può assumere a priori che gli effetti atmosferici siano uniformi in tutta la scena; in questi casi segnali quantitativamente differenti rilevati dal sensore potrebbero corrispondere a valori uguali di riflettanza al suolo.

La correzione atmosferica si può condurre usando metodi che si basano sulla modellazione dell'effetto dell'atmosfera (equazione di trasferimento radiativo) oppure su riferimenti a terra. Per correggere le distorsioni atmosferiche che disturbano i dati rilevati dal sensore QuickBird si è scelto di utilizzare il modello 6S (Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum (Vermote et al., 1997) dopo averlo modificato per leggere il formato dei dati a disposizione. Il 6S ricava un'espressione analitica della riflettanza atmosferica misurata da un sensore posizionato sia su piattaforma satellitare che su piattaforma aerea e calcola la correzione da apportare al segnale per i principali effetti dovuti alla presenza di ozono, acqua, ossigeno molecolare, anidride carbonica e monossido di azoto (Cibien, 2000).

I parametri necessari a tarare il modello 6S sono stati ottenuti dallo spettrofotometro collocato sull'edificio del CNR-ISDGM di Venezia, che fa parte della rete AERONET (<u>http://aeronet.gsfc.nasa.gov/</u>).

3.2 Metodi di classificazione

Il metodo più usato per estrarre informazioni dai dati telerilevati è la classificazione delle immagini. Il processo di classificazione consente di identificare nell'immagine digitale i *pixel* caratterizzati da risposte spettrali molto simili e di raggrupparli in categorie che rappresentano le classi osservabili al suolo.

Le tecniche di classificazione possono essere distinte in guidate e non. La procedura non controllata, o *unsupervised*, non richiede la conoscenza a priori degli elementi da discriminare sulla scena, ma si basa esclusivamente sui valori dei *pixel* dell'immagine, aggregando i dati in *cluster¹*. Le tecniche controllate, o *supervised*, sfruttano invece la definizione a priori delle classi tematiche (*endmember*) di interesse al suolo: la scelta sull'immagine di alcune aree campione rappresentative delle categorie oggetto di interesse (ROI: *Region Of Interest*) consente di calcolare i parametri statistici relativi alle classi tematiche prescelte in base ai valori dei *pixel* appartenenti alle aree campione. In questo modo si ottengono gli spettri tipici di ogni classe (*training set*), con i quali si può effettuare la classificazione dell'intera scena, che avviene per confronto tra i *pixel* dell'immagine e le risposte spettrali delle classi di interesse, secondo un criterio di somiglianza prescelto (algoritmo di classificazione).

I due sistemi illustrati rispondono ad esigenze di classificazione diverse: quando è importante mettere in relazione i gruppi di *pixel* con categorie di copertura effettivamente presenti sulla scena, il metodo guidato permette di definire delle classi informative di estrema utilità. Quando invece si devono analizzare superfici poco conosciute e scarsamente accessibili, la tecnica non guidata consente di eseguire in via preliminare un'analisi esplorativa dell'immagine, definendo i gruppi di *pixel* in termini di classi spettrali (Mather, 1999).

Una volta scelta, sulla base delle esigenze di studio, la tecnica da utilizzare, la selezione dell'algoritmo generalmente si fonda su una serie di fattori tra cui la disponibilità, la facilità d'uso e l'accuratezza ottenuta. Per questo studio sono stati scelti due classificatori supervisionati: *Maximum Likelihood* (ML) e *Spectral Angle Mapper* (SAM).

La (ML) è uno degli algoritmi più usati, anche in applicazioni specifiche alle aree umide (Ozesmi e Bauer, 2002), per la sua disponibilità in gran parte dei *software* di trattamento delle immagini e per il fatto che non richiede un difficile processo di

¹Insieme di *pixel* contigui attribuiti alla medesima classe

training. Per ciascuna classe si assume una distribuzione statistica multi-normale, con dimensione corrispondente al numero delle bande a disposizione, e si calcola la probabilità di ogni *pixel* di cadere all'interno di quella classe. Dal campione di *training* di ogni classe si ricavano il valore medio, la varianza, la covarianza e le funzioni di probabilità. Ciascun *pixel* è quindi assegnato alla classe con la massima probabilità. È possibile definire una probabilità minima affinché un *pixel* venga attribuito ad una data classe in modo che, se tale valore non è raggiunto, il *pixel* non viene classificato. Per poter definire la distribuzione di probabilità per ogni classe è necessario che il numero di *pixel* delle aree di *training* di ogni classe sia almeno pari al numero delle bande più uno. Può quindi essere problematico l'uso di ML su immagini iperspettrali in zone come le *barene*, dove le aree *training* non possono essere molto estese a causa della morfologia della *barena* stessa.

Il metodo SAM (Kruse et al., 1993) costruisce, per ogni classe, un vettore in uno spazio n-dimensionale (dove n è il numero di bande) in base a dati di input che posso essere costituiti da riferimenti (ROI) identificati sulle immagini o da risposte spettrali, ottenute in campo o in laboratorio, delle superfici da classificare. Ciascun pixel è classificato in funzione di quanto il vettore (n-dimensionale) che caratterizza il suo spettro è parallelo a quello di riferimento; l'utente può definire prima del processo di classificazione un angolo di soglia. Il vantaggio che comporta l'uso di questo classificatore risiede nell'invarianza dell'angolo di separazione fra gli spettri rispetto a diverse condizioni di illuminazione della scena: dal momento che l'algoritmo confronta l'angolo compreso tra i vettori della classe di riferimento e del pixel da classificare, considerandone quindi solo la direzione e non la lunghezza, qualsiasi fattore moltiplicativo che modifichi il valore di quest'ultima non influisce sulla soglia di separazione; questa caratteristica fa in modo che *pixel* appartenenti alla medesima classe, ma illuminati in modo differente a causa della variabilità della topografia, vengano riconosciuti come analoghi dal classificatore SAM (Shrestha, 2002). L'algoritmo SAM, in occasione di precedenti studi condotti in Laguna di Venezia, si è dimostrato particolarmente indicato per il riconoscimento degli elementi al suolo in aree umide sia con sensori multi che iperspettrali (ad esempio: Saccardo, 2000; Tortato, 2001).

3.2.1. Classificazione di dati multitemporali

La fusione di dati provenienti da differenti fonti (*data-fusion*) è una tecnica molto utilizzata negli studi di telerilevamento.

Molti autori si sono cimentati nella definizione del termine *data fusion* spesso arrivando a caratterizzare più le tecniche utilizzate che il concetto. Sulla base dei lavori di Buchroitner (1998) e Wald (1998), il gruppo di lavoro costituito dall'associazione europea dei laboratori per il telerilevamento (EARSeL) e dalla società francese per l'elettricità e l'elettronica (SEE) ha definito la *data fusion* come: "una cornice formale entro cui sono espressi mezzi e strumenti per l'unione di dati originati da diverse fonti; l'obiettivo è ottenere informazioni di miglior qualità".

In base a questa definizione anche i canali del singolo sensore sono da considerarsi fonti diverse, e quindi le classificazioni multi-spettrali si presentano come particolari tecniche di *data fusion*. Il dominio della *data fusion* anche nel telerilevamento è quindi molto ampio, spaziando dall'analisi multi-spettrale a quella multi-temporale.

Un esempio di *data fusion* tra sensori è l'integrazione di una immagine ad alta risoluzione spaziale, come un'immagine pancromatica, con una a maggior risoluzione spettrale. Un'accurata fusione di immagini richiede una conoscenza della correlazione spettrale tra le bande. Bande molto correlate anche se provenienti da diversi sensori sono le più facili da fondere. Ad esempio la banda pancromatica dello SPOT² è sensibile alla stessa lunghezza d'onda delle prime due bande del sensore multispettrale SPOT, semplicemente riscalando e combinando le immagini si potrà ottenere una fusione soddisfacente (Gross e Schott, 1998).

Anche l'aspetto multitemporale della fusione dei dati è ampiamente utilizzato poiché analizzando una stessa area in tempi diversi è possibile sviluppare tecniche di interpretazione basate sulle variazioni temporali degli oggetti (Taxt e Solberg, 1997). Le immagini multitemporali permettono di studiare come la riflettanza di aree diverse vari negli anni e nelle stagioni, incrementando l'informazione disponibile per l'area di studio. Usando la distribuzione dei cambiamenti temporali nei dati telerilevati, si possono discriminare più chiaramente le classi presenti nella scena: esempi di risultati positivi nell'applicazioni, anche in aree umide, sono i lavori di Yamagata (1999) e Tseng (1998).

Nel presente lavoro si sono utilizzati contemporaneamente i dati registrati in diverse stagioni, per incrementare l'informazione rispetto alle classi presenti in campo e migliorare quindi i risultati delle classificazioni.

3.2.2 Verifica della qualità della classificazione

Il controllo di qualità della classificazione costituisce una fase molto delicata nella produzione di cartografia tematica ottenuta da dati telerilevati, in quanto deve fornire un indice di accuratezza complessiva della mappa, permettere di confrontare l'affidabilità di diversi algoritmi di classificazione e favorire l'identificazione di eventuali errori nell'elaborazione delle immagini (Hay, 1997).

Tra le procedure di verifica è molto diffuso l'uso della "matrice di confusione" (Mather, 1999) o "matrice di contingenza", costruita utilizzando come riferimenti aree *test* per ogni classe, o immagini di riferimento. Gli elementi della colonna j-esima di tale matrice, indicano il numero (o la percentuale) di *pixel* appartenenti alla ROI *test* della classe j, che il metodo di classificazione assegna alle diverse classi (riportate sulle righe). L'elemento diagonale indica il numero (o la percentuale) di *pixel* correttamente attribuiti (Tabella 3.I). L'esempio riportato considera il riconoscimento di tre oggetti; con i termini "classificazione e le "verità a terra" definite in campo. I valori P_{rc} (con r = riga 1,2,3 e c = colonna 1,2,3) indicano il numero di oggetti che A riconosce come r e B riconosce come c. I valori «marginali» $P_{\cdot c}$ e P_{r^*} sono la somma dei valori P_{rc} fatta, rispettivamente, su r e su c. Il valore $P_{\cdot \cdot}$ è il totale degli oggetti analizzati ed è il valore di normalizzazione se si usano le frequenze. La diagonale P_{jj} dà il numero degli oggetti riconosciuti come «j» da entrambi i classificatori.

²Système Pour l'Observation de la Terre

La matrice di confusione, caratterizzando gli errori commessi nella procedura, consente di migliorare la classificazione individuando, se l'algoritmo lo permette, differenti soglie per attribuire più correttamente i *pixel* alle classi.

		Class	ificatore B (col	onne)		
		oggetto «1»	oggetto «2»	oggetto «3»		
A	oggetto «1»	c ₁₁	c ₁₂	c ₁₃	c _{1Riga} = numero di «1» nella classifica di A	ıga
ificatore (righe)	oggetto «2»	c ₂₁	C ₂₂	C ₂₃	c _{2Riga} = numero di «2» nella classifica di A	inali di r
Class (oggetto «3»	c ₃₁	c ₃₂	C ₃₃	c _{3Riga} = numero di «3» nella classifica di A	Marg
		c _{1Col} = numero di «1» nella classifica B	c _{2Col} = numero di «2» nella classifica B	eu c _{3col} = numero di «3» nella classifica B	N= numero totale di oggett analizzati	i

Tabella 3.I - Esempio di matrice di confusione.

Dalla matrice di confusione si ricavano diverse misure di accuratezza (per l'intera classificazione e per la singola categoria), che però non indicano l'incertezza nella classificazione di ogni pixel, necessaria per stimare gli errori nello studio di cambiamenti temporali (Shi ed Ehlers, 1996).

Uno degli indici più noti è *l'Overall Accuracy*, *A*, che si ottiene dividendo il numero di *pixel* correttamente classificati per il numero totale di *pixel*:

3.3)
$$A = \frac{\sum_{i=1}^{r} c_{ii}}{N}$$

dove c_{ii} sono gli elementi della diagonale della matrice, lungo cui si trovano i *pixel* classificati correttamente, *r* la dimensione della matrice, *N* è il numero complessivo di *pixel* delle aree *test* (ENVI, 2001).

Diversi autori criticano l'uso del parametro A, affermando che alcuni *pixel* possono essere assegnati casualmente alla classe corretta (Pontius, 2000) e individuano nel coefficiente K di Cohen l'indice standard per l'accuratezza della classificazione:

3.4)
$$K = \frac{N\sum_{i=1}^{r} c_{ii} - \sum_{i=1}^{r} c_{iCol} c_{iRiga}}{N^{2} - \sum_{i=1}^{r} c_{iCol} c_{iRiga}}$$

dove c_{iCol} è la somma degli elementi della colonna i e c_{iRiga} è, invece, la somma degli elementi della riga i. Il coefficiente *K* è stato introdotto al fine di valutare l'affidabilità delle attribuzioni di due giudici che assegnano indipendentemente *N* oggetti ad *n* categorie (Brennan e Prediger, 1981), è quindi utile per esprimere il grado di qualità complessivo della classificazione. Nel nostro caso le aree di riferimento sono una percentuale molto limitata della superficie indagata (< 1%), ma soprattutto non sono uniformemente distribuite tra tutte le classi selezionate. Non avendo un data-set tale da considerare sufficienti i classici indici di accuratezza (*A* e *K*), si è deciso di aggiungere a questi un'analisi attenta dei valori sulla diagonale della matrice di confusione, seguita da una verifica visiva del risultato e, quando possibile, anche da una validazione in campo dei risultati.

3.3.Dati usati per la classificazione e la validazione

Grazie alle numerose campagne nelle *barene* della Laguna Nord nel corso dei tre anni si sono raccolti dati di riferimento a terra, sia distribuiti nel tempo che contemporanei ai sorvoli dei vari sensori. Per facilitare la scelta delle aree di *training* e *test*, anche per eventuali futuri utilizzi, tutti i dati acquisiti sono stati riordinati e riassunti in diverse tabelle contenenti i riferimenti di ogni area specifica: per ognuna, oltre alle coordinate piane x e y, riferite al sistema di coordinate Gauss-Boaga, ed alla quota dei punti che ne determinano il perimetro, sono riportate informazioni relative ai dati raccolti con un radiometro a terra e, in termini di copertura, le percentuali di presenza di ogni specie, stimate dapprima visivamente sul campo e successivamente in laboratorio tramite l'analisi delle foto digitali (tabella 3.II).

Per ridurre il numero di classi da far riconoscere al classificatore e selezionare le aree di addestramento più adeguate sono state necessarie alcune pre-elaborazioni, ed in particolare:

- si sono scelti come *endmember* i consorzi di vegetazione caratteristici delle *barene* considerate: le classi sono quindi definite da aree dominate dalla presenza di *Juncus maritimus* (classe "giunco"), *Spartina maritima* (classe "spartina"), *Limonium narbonense* (classe "limonium"), e *Sarcocornia fruticosa* (classe "sarcocornia"), cui vanno aggiunte una classe per il suolo nudo ed una classe per l'acqua;
- si sono selezionate come aree di *training* quelle corrispondenti alla stessa data (o con piccole variazioni) dell'acquisizione da parte del sensore remoto;
- nel caso di contemporanea presenza di più specie all'interno della stessa area si sono arrotondate le percentuali: nello specifico si è deciso di classificare come appartenenti ad una data specie tutte quelle aree nelle quali tale alofita era presente con copertura superiore al 60%. Ad esempio, un'area con copertura: *Limonium sp.* 80%, *Sarcocornia sp.* 10 %, suolo 10% viene attribuita alla classe "limonium";
- sono stati fatti tentativi di classificazione inserendo anche classi miste intermedie (ad esempio 50% "limonium" 50% "spartina"), ma i risultati non sono apparsi soddisfacenti, poiché l'eccessiva somiglianza degli spettri aumentava la confusione tra le classi;

Le aree scelte in base ai criteri indicati sono state riportate sull'immagine creando delle ROI. Poiché la definizione di tali aree rappresenta una fase molto delicata per la buona riuscita di una classificazione si è deciso, cautelativamente, di utilizzare di ciascuna area di riferimento solo i *pixel* più interni.

Tale scelta ha il vantaggio di minimizzare possibili errori legati alle inevitabili incertezze nella georeferenziazione dei dati telerilevati e nel posizionamento delle aree di riferimento.

27-041	100203.07	ŝ	7	4 15 16	12 13 1	0 02 03	1010	12 5% SL	Sar 3	10.55%	67%	aliminne	riuffi Ha	6 5110 0	 10% Li 40% 	1%. In 20% Sa	5 03 30	13 07 09	EUUCCUVUL
018-026	100203.00	SE			9,10,11	0 02 03		oil	1 34%s	Sp 9%L	57%			ontorno)	50% suolo (c	5% Sp, 15% Li,	4 03 36	12.47.09	10/02/2003
15-017	100203.0	SL			ά	0 02 03				3)Osoil	3 03 10	12.37.50	10/02/2003
07-014	100203.00	Sh			4,5,6,7	0 02 03	-	1% soil	Sar, 34	Li, 11%	55%			contorno	, 30% suolo (1% Li, 20% Sar	2 03 50	12.22.08	10/02/2003
300-006	100203.00	SF			1,2,3	0 02 03	-	% suolo	% Li, 21	Sar, 399	40%	interni)	e punti	contorno	, 10% suolo (5% Sar, 45% Li	1 03 45	12.16.03	10/02/2003
radiometer file				ture file	pic			æ	% pictu								Area name	GMT	date
		0%	21	20	50%		50. Au	26. 	50 70	20	8	3 30	2_0	55	10/02/2003	San Felice	2 0.31	5039099.5	2321220.28
	24 24 24	80	20		50%		14	X		X	8	3 30	2_0	-	10/02/2003	San Felice	5 0.27	5039098.95	2321225.91
		80	20	22	50%		1	24	-	X	8	3 30	2_0		10/02/2003	San Felice	0.30	5039092.40	2321223.05
30soil_50Li_20Sar	20	0%	20	22	50%		27. 191	24	50. 	22	8	3 30	2_0		10/02/2003	San Felice	0.30	5039087.10	2321220.64
		5%	4	-	45%						8	3 10	1_0	1.58	10/02/2003	San Felice	5 0.32	5039069.14	2321219.23
		5%	4	-	45%		22				%	3 10	1_0	104	10/02/2003	San Felice	0.31	5039070.10	2321214.11
		5%	4	1	45%		11		~	24	%	3 10	1_0	14	10/02/2003	San Felice	3 0.30	5039072.50	2321209.31
		5%	4		45%		1			24	%	3 10	1_0		10/02/2003	San Felice	0.31	5039067.61	2321226.23
		5%	4	-	45%		22		~	-	%	3 10	1_0	114	10/02/2003	San Felice	5 0.36	5039066.75	2321220.82
		5%	4		45%						8	3 10	1_0	104	10/02/2003	San Felice	3 0.30	5039067.58	2321213.76
		5%	4		45%						8	3 10	1_0	100	10/02/2003	San Felice	5 0.29	5039066.8	2321205.34
	22	5%	4	22	45%		22		2	-	8	3 10	1_0	24	10/02/2003	San Felice	1 0.29	5039070.64	2321201.95
		5%	4		45%		1			24. 	%	3 10	1_0		10/02/2003	San Felice	7 0.32	5039074.7;	2321208.64
		5%	4		45%						8	3 10	1_0	11	10/02/2003	San Felice	3 0.32	5039073.20	2321215.52
10soil_45Li_45 sar		5%	4		45%	24. 24				X	%	3 10	1_0		10/02/2003	San Felice	3 0.35	5039072.78	2321223.04
extended name	n Sueda maritim s a(L.) Dumort	Sparti Coc maritiu Nia a ico (Curti L.) (Curti L.) y q. Ferna d	alicor Sari nia orr aneta fruti ausi Mo	Puccin ellia S salustri S ve (Seen. Pij) L	Limoni um t narbon ense - L.	Juncus maritim us Lam,	o Inula s ides L	Halimi ne iu coide (L.) Aeller	ro nu Aste ro tripol	Arth cnen maci maci n stach n um f (Mon	Arter sia esce s L	 	Are	time	date	place	N	LATITUDE	LONGITUDE

10/02/2003 10/02/2003

13.18.31 13.32.24

6. 03 60% Li, 40% suolo, ciuffi Sar (contorno)
 7. 03 40% Sp, 10% Li, 50% suolo, ciuffi Sar (contorno)

72% Li, 28% suolo, ciuffi Sar 52% Sp, 29% Li, 19% suolo

SF100203.042-052 SF100203.055-065 Tabella 3.II - Esempi di tabelle descrittive dei dati raccolti in campo.

3.4 Analisi delle firme spettrali

Le caratteristiche spettrali della vegetazione dipendono da molti fattori che influenzano l'assorbimento, la trasmissione e la riflessione della radiazione solare incidente. Nella regione visibile dello spettro (400 - 700 nm) gran parte della radiazione è utilizzata dalla pianta per il processo fotosintetico ed è assorbita dai pigmenti fogliari (clorofille, carotene, xantofille), mentre nelle regioni dell'infrarosso vicino (700 - 1300 nm) e medio (1300 - 2500 nm) la riflettanza è generalmente maggiore, ed è determinata dalla diffusione della struttura interna delle foglie, dall'assorbimento da parte di acqua, lignina e cellulosa (Sinclair *et al.*, 1971). Caratteristiche fisiologiche e strutturali determinano una risposta spettrale tipica per ogni specie, rendendola dipendente dai cambiamenti fenologici che avvengono con le stagioni (Chen *et al.*, 1998).



Figura 3.1 - Foto digitali di un'area di classe "limonium", riprese a febbraio e luglio 2003.

Le osservazioni effettuate in campo durante le diverse campagne e l'analisi delle foto digitali scattate durante i campionamenti nelle aree individuate, hanno evidenziato le diverse caratteristiche assunte dalla vegetazione con la stagione (figura 3.1).

Contemporaneamente a queste osservazioni sono stati acquisiti, tramite radiometro GER 1500, i valori di radianza delle aree scelte come riferimento per le classificazioni.

La radianza è stata acquisita alternando le misure delle aree *target* a quelle di un pannello grigio di riferimento. La misura della radianza del pannello evita di dover misurare la radiazione incidente totale naturale per riuscire a trasformare i dati in riflettanza; si possono infatti scrivere le seguenti relazioni (Jupp, 1996):

3.6)
$$\rho_t(\lambda) = \frac{\pi L_t(\lambda)}{E(\lambda)}$$

3.7)
$$\rho_p(\lambda) = \frac{\pi L_p(\lambda)}{E(\lambda)}$$

dove ρ indica la riflettanza, L indica la radianza misurata, E l'irradianza (diretta e diffusa), mentre gli indici t e p indicano, rispettivamente, il target e il pannello.

Essendo nota la ρ del pannello (essa dipende da una serie di parametri determinati dalla calibrazione effettuata in laboratorio, come il coefficiente di riflettanza a 0 gradi) in tutte le direzioni, e per tutte le lunghezze d'onda, misurando L_p e L_t, utilizzando la relazione (3.6) e la (3.7) si ottiene la riflettanza del target dalla seguente relazione:

3.8)
$$\rho_t(\lambda) = \left[\frac{L_t(\lambda)}{L_p(\lambda)}\right] * \rho_p(\lambda)$$

I dati in riflettanza permettono di rendere confrontabili le firme spettrali raccolte in diverse condizioni di illuminazione. Si sono così ricavate le risposte spettrali medie, in due diverse stagioni, delle aree attribuite alle classi "sarcocornia", "spartina", "limonium" (figure 3.2 e 3.3).

Da questi spettri risulta evidente non solo la crescita dei valori di riflettanza, soprattutto nei canali dell'infrarosso vicino, ma anche la progressiva separazione della risposta spettrale media delle classi. Con l'aumento dell'attività vegetativa ogni area tende ad assumere la firma spettrale tipica della specie dominante, diminuendo la possibilità di confusione tra le classi.

Con il progredire della stagione favorevole diventa maggiormente riconoscibile anche il "salto" nei valori di riflettanza tra gli intervalli spettrali del rosso (630-700 nm) e dell'infrarosso vicino (700-1300 nm) utilizzato nei più comuni indici di vegetazione.

Nonostante gli spettri a terra fossero stati acquisiti in aree chiaramente individuabili nelle immagini satellitari e, nella maggior parte dei casi, nei giorni immediatamente precedenti o successivi al sorvolo, il confronto immediato tra le firme prese in campo e quelle ottenute dal satellite non è stato possibile. I dati vengono acquisiti a diverse scale spaziali (area *pixel* QuickBird 7.84 m², area ripresa dal radiometro 0.004 m²) e spettrali (4 canali spettrali per il QuickBird e 512 canali per il radiometro GER1500); a questo si deve aggiungere il diverso spessore di atmosfera tra sensore e bersaglio, che nonostante le correzioni effettuate sui dati QuickBird non si può considerare ininfluente.

Osservando la riflettanza ottenuta dal sensore QuickBird (Figura 3.4) nei pixel corrispondenti alle aree indagate in campo, si riscontra comunque un comportamento simile alle "firme spettrali" ottenute dal radiometro GER1500, si riesce infatti ad evidenziare l'andamento stagionale con separabilità minima in febbraio e massima in luglio.



Figura 3.2 - Valori medi di riflettanza, nell'intervallo spettrale indagato dal sensore QuickBird, registrati in campo per le classi "limonium", "sarcocornia" e "spartina" nel mese di febbraio 2003.



Figura 3.3 - Valori medi di riflettanza, nell'intervallo spettrale indagato dal sensore QuickBird, registrati in campo per le classi "limonium", "sarcocornia" e "spartina" nel mese di luglio 2003.



Figura 3.4: Riflettanza di sa = sarcocornia, sp = spartina, li = limonium, nelle 4 bande QuickBird nelle immagini di Febbraio e Luglio.

3.5 Indici di vegetazione

Gli indici di vegetazione sono combinazioni dei valori di energia, riflessa o emessa, misurate dai sensori in diverse bande dello spettro elettromagnetico, utili per avere un'informazione sintetica sulla presenza e sulle condizioni di salute della vegetazione.

La maggior parte di questi indici sfrutta la differenza di riflettanza che le piante fotosinteticamente attive mostrano fra visibile e vicino infrarosso. I pigmenti fotosintetici (principalmente la Clorofille a) assorbono in maniera selettiva la radiazione elettromagnetica incidente, sfruttando soprattutto l'energia nell'intervallo di lunghezza d'onda del visibile; ne risulta una firma spettrale caratterizzata da riflettanza bassa nei canali spettrali del blu³ e del rosso⁴, ed elevata nell'infrarosso vicino⁵, a causa della diffusione dell'energia da parte della struttura interna delle foglie.

Utilizzando questo diverso comportamento, tramite rapporti fra bande o utilizzando formule più complesse, che richiedono informazioni relative a parametri del suolo ed alla composizione atmosferica, si possono ottenere utili informazioni sullo stato fenologico della vegetazione e sulla sua densità di copertura del suolo. Diverse condizioni di salute delle piante e stress dovuti alla scarsa disponibilità idrica o di nutrienti, determinano infatti una chiara variazione nel rapporto tra i due intervalli spettrali (visibile e vicino infrarosso).

Dopo alcune applicazioni esplorative in cui si sono utilizzati diversi indici (SAVI (Heute,1988), WDVI (Clevers, 1988), NDVI (Rouse *et al.*, 1974)), ed alla luce dei risultati ottenuti da Modenese (2003) nell'estrazione di informazioni sulla copertura vegetazionale in *barena*, tramite l'applicazione di indici alle firme spettrali ottenute con il radiometro da campo GER 1500, si è scelto di usare il *Normalized Difference Vegetation Index* o NDVI, che è apparso più efficace per il riconoscimento delle alofite nelle diverse stagioni.

L'NDVI mette in relazione l'assorbimento spettrale della clorofilla nel rosso con la tipica riflessione nel vicino infrarosso, fortemente influenzata dal tipo di struttura fogliare. E' definito dalla relazione:

3.5)
$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R}$$

dove ρ_{NIR} è la riflettanza nell'infrarosso vicino e ρ_R è la riflettanza nell'intervallo spettrale del rosso. Si utilizzano dati in riflettanza per evitare che i risultati dell'indice siano condizionati dalle condizioni atmosferiche (Fraser e Kaufman, 1985).

I valori dell'indice NDVI variano tra -1 e 1: generalmente i valori inferiori a zero indicano la presenza di superfici ghiacciate o sommerse, valori tra 0 e 0.1 sono caratteristici di suolo nudo o rocce, mentre la vegetazione varia tra 0.1(valore tipico di aree desertiche) e 0.8 (nelle zone coperte da dense foreste)⁶.

⁵ Il canale dell'infrarosso vicino nel QuickBird è compreso tra 760 e 900 nm

³ Il canale blu per il QuickBird è compreso tra 450 e 520 nm

⁴ Il canale rosso per il QuickBird è compreso tra 630 e 690 nm

⁶NOAA / AVHRR RSGB Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) Data Set

http://saturn.unibe.ch/rsbern/noaa/dw/realtime/RSGB AVHRR NDVI.pdf