HAL
open science

METODI DI CLASSIFICAZIONE DEI SEGNALI SONAR Parte prima: stato dell'arte

Ramiro Dell'Erba

To cite this version:

Ramiro Dell'Erba. METODI DI CLASSIFICAZIONE DEI SEGNALI SONAR Parte prima: stato dell'arte. [Research Report] ENEA. 2009. hal-01977291

HAL Id: hal-01977291

https://hal.science/hal-01977291

Submitted on 10 Jan 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Italian National Agency for New Technologies, Energy and Sustainable Economic Development

http://www.enea.it/en
http://robotica.casaccia.enea.it/index.php?lang=en

This paper is available on the Open Archives of ENEA

http://openarchive.enea.it/

METODI DI CLASSIFICAZIONE DEI SEGNALI SONAR

Parte prima: stato dell'arte

FRANCESCO COLAO

ENEA - Dipartimento Tecnologie Fisiche e Nuovi Materiali
Centro Ricerche Frascati, Roma

RAMIRO DELL'ERBA

ENEA - Dipartimento Tecnologie Fisiche e Nuovi Materiali
Centro Ricerche Casaccia, Roma

RT/2009/5/FIM

ENTE PER LE NUOVE TECNOLOGIE,
L'ENERGIA E L'AMBIENTE

METODI DI CLASSIFICAZIONE DEI SEGNALI SONAR

Parte prima: stato dell'arte

FRANCESCO COLAO

ENEA - Dipartimento Tecnologie Fisiche e Nuovi Materiali
Centro Ricerche Frascati, Roma

RAMIRO DELL'ERBA

ENEA - Dipartimento Tecnologie Fisiche e Nuovi Materiali
Centro Ricerche Casaccia, Roma

RT/2009/5/FIM

I contenuti tecnico-scientifici dei rapporti tecnici dell'ENEA rispecchiano l'opinione degli autori e non necessariamente quella dell'Ente.

The technical and scientific contents of these reports express the opinion of the authors but not necessarily the opinion of ENEA.

METODI DI CLASSIFICAZIONE DEI SEGNALI SONAR

Parte prima: stato dell'arte

FRANCESCO COLAO, RAMIRO DELL'ERBA

Riassunto

La telecamera STSS500 è uno strumento innovativo per la visione robotica sottomarina progettato per aumentare la percezione di un operatore umano i cui molteplici obiettivi includono sia la possibilità di operare in ambienti ostili, che il superamento dei limiti della visione con luce visibile e/o infrarossa in acque molto torbide. Lo strumento STSS500 opera insonificando la scena di riprendere con una serie di fasci acustici formati con caratteristiche elettroacustiche note, quindi si pone in ascolto la antenna di ricezione per registrare gli echi acustici riflessi e/o diffusi dagli ostacoli presenti nella scena. La telecamera è stereoscopica. Una opportuna analisi degli segnali ricevuti dall'antenna di ricezione rende possibile la costruzione di dati sintetici che tassellano in voxel una porzione dello spazio posto anteriormente all'STS500.

Con opportune semplificazioni della realtà fisica si affronta in questo studio l'analisi della geometria della porzione insonificata e degli echi acustici ricevuti da cui ricavare sia le localizzazioni nello spazio e le dimensioni fisiche dei voxel, e quindi ottenere l'andamento nel tempo dell'intensità acustica riflessa e/o diffusa da ciascun dato elemento di volume. Il problema principale, che è a tutt'oggi poco studiato, riguarda l'elaborazione degli echi di ritorno volta al fine di estrarre quelle features correlabili alle caratteristiche fisiche del bersaglio, e la cui visualizzazione possa aiutare il processo di comprensione della scena ripresa da STS500. Questo l'aspetto è indagato in dettaglio, mediante l'approfondimento e lo studio delle tecniche note in letteratura che riguardano la identificazione e classificazione automatica e la possibile applicazione al caso di dati acustici con caratteristiche tipiche date dalla telecamera che è a nostra disposizione. Centrale in questo lavoro è il tema del riuso di tecnologie robuste di analisi dati da settori di ricerca quali il telerilevamento o l'imaging ottico (metodi PCA, SAM, SCM, ecc). In questo caso, assumendo che le specificità del mezzo trasmissivo e dell'interazione abbiano leggi di scala formalmente simili sia nel caso acustico che in quello ottico, si trasferiscono all'ambito acustico i paradigmi e gli algoritmi originalmente sviluppati in ambiti diversi per range e per interazione quali ad esempio lo spettro di frequenza di dati ottici.

Parole chiave: Robotica, Sonar, Ambienti ostili, Antartide

Abstract

STSS500camera is an innovative instrument dedicated to submarine robot planned in order to increase human operator perception; the objectives include the possibility to operate in hostile atmospheres, the overcoming of the visible and/or infrared vision limits in turbid waters. STSS500 operates lighting by sound the scene with an array of acoustic rays with known electric characteristics. Later it listens to the reception antenna in order to record the reflected and/or diffuse acoustic echoes from the present obstacles in the scene. The camera is stereoscopic. An opportune analysis of signals receipted from the reception antenna renders the construction of synthetic data; the data fill in voxel a portion of the space place in front of the STS500. With simplifications of the physical phenomena the analysis of geometry of the lighted portion and the acoustic echoes is possible the localizations in the space and the physical dimensions of the voxel, and therefore to obtain the trend in the time of the reflected and/or diffused acoustic intensity from every given volume element. The main problem, that up to the present it is little studied, is dealing with the elaboration of the return echoes turns with the aim to extract those features related to the physical characteristics of the target, and whose visualization can help the process of understanding of the scene resumption from STS500. This the aspect is here inquired in detail, by means of the deepening and the study of the technical notes in literature that regard the identification and automatic classification and, the possible application to the case of acoustic data with typical characteristics dates from the camera that is to our disposition. Topic in this job is the use of well known techniques used in optical elaboration of satellite imaging, (methods PCA, SAM, SCM, etc). In this case we assuming that the specificities of the means and of the interaction has formally similar scale laws as in the event acoustic that in that optician; therefore we move to the acoustic within the paradigms and the algorithms originally developed for range and for interaction which as an example the frequency spectrum of optical data.

Key words: *Robotic, Sonar, Hostile environment, Antarctic.*

INDICE

1. Premessa 6
2. RIFERIMENTI 7
2.1. Progetto 7
2.2. Documenti di riferimento 7
3. INTRODUZIONE E SCOPO DEL LAVORO 7
3.1. Il problema della classificazione 9
4. GENERALITÀ SULL'ECO ACUSTICO 11
4.1. L'equazione del sonar dipendente dal tempo 11
4.2. Modello lineare della riflessione acustica 12
4.3. Parametri dell'equazione utili ai fini della classificazione 13
5. METODI DI CLASSIFICAZIONE ED IDENTIFICAZIONE 13
5.1. Metodi basati sull'analisi temporale 14
5.1.1. *Stimatore differenziale* 15
5.1.2. *Stimatore integrale* 16
5.2. Metodi basati sulla metrica di segnatura 17
5.2.1. *SAM* 18
5.2.2. *SCM* 20
5.3. Metodi di analisi statistica multivariata 21
5.3.1. *PCA* 21
5.3.2. *SVM* 25
5.4. Metodi di analisi omomorfa 27
5.4.1. *CEPSTRUM* 28
6. CONCLUSIONI E LAVORO FUTURO 30
7. REFERENZE 30

Metodi di classificazione dei segnali sonar
parte prima: stato dell'arte

1. Premessa

Il progetto "Sonar Tridimensionale Stereoscopico Simultaneo a 500 kHz" (STSS-500) ha come scopo l'osservazione di oggetti immersi in mare tramite una telecamera acustica stereoscopica. I vantaggi di una telecamera acustica, rispetto ad una ottica, sono nel potere agire in acque torbide, situazione che si presenta nella maggior parte delle attività marine di tipo industriale.
La propagazione acustica in ambiente marino presenta diverse difficoltà da superare; tra di esse vi è la banda di frequenza piuttosto limitata che riduce l'informazione contenuta nell'immagine. Si pone, quindi l'obiettivo di sfruttare tutte le complesse tecniche oggi note per ottenere una buona risoluzione dell'immagine ottenuta con il massimo contenuto informativo.
Nel presente rapporto esamineremo un aspetto collaterale di supporto del progetto: lo studio delle caratteristiche fisiche dell'oggetto visto dalla telecamera acustica; in alcuni casi, infatti, esse possono essere ricavate, se l'eco di ritorno dall'oggetto, nella sua completezza, è disponibile. L'interpretazione e la classificazione degli oggetti visti, suggeriti all'operatore, possono essere d'aiuto alla scarsità di informazione contenuta nell'immagine per una migliore comprensione della natura dell'oggetto osservato.

2. RIFERIMENTI

2.1. *Progetto*

STSS500	Sonar Tridimensionale Stereoscopico Simultaneo a 500 kHz
WP10	Progettazione e realizzazione del prototipo del sistema di elaborazione di immagini
Linea 2	Sviluppo ed implementazione del software per la presentazione dei dati, la classificazione e l'interfaccia con il robot. (formazione delle immagini)

Tabella 1 Il progetto.

2.2. *Documenti di riferimento*

riferimento	*descrizione*
Il progetto di ricerca	**MINISTERO DELL'ISTRUZIONE, DELL'UNIVERSITÀ E DELLA RICERCA** **Dipartimento per l'università, l'alta formazione artistica, musicale e coreutica per la ricerca scientifica e tecnologica** **Direzione generale per il coordinamento e lo sviluppo della ricerca** **Legge 53/2000 art. 5** **Anno 2004 - Protocollo: 100**

Tabella 2 Documenti di riferimento.

3. INTRODUZIONE E SCOPO DEL LAVORO

La telecamera STSS500 (Marasco 2007a, Marasco 2007b) è uno strumento innovativo per la visione robotica sottomarina i cui molteplici obiettivi includono:

- la possibilità di operare in ambienti ostili
- aumentare la percezione di un operatore umano mediante informazioni supplementari sulla natura dell'oggetto osservato
- superare i limiti della visione con luce visibile e/o infrarossa impossibile in acque molto torbide

STSS500 opera insonificando la scena di riprendere con una serie di fasci acustici di diversa frequenza formati con caratteristiche elettroacustiche note, quindi pone in ascolto le antenne di ricezione per registrare gli echi acustici riflessi e/o diffusi dagli

ostacoli presenti nella scena. Una opportuna analisi degli segnali ricevuti dall'antenna di ricezione (Lavarini 2003) rende quindi possibile la costruzione di dati sintetici che tassellano lo spazio discretizzato in elementi detti soxel/voxel. Con alcune semplificazioni della realtà fisica e considerando come nota la geometria della porzione insonificata, degli echi acustici ricevuti e la localizzazioni nello spazio e le dimensioni fisiche dei voxel, si affronta in questo studio l'analisi e la caratterizzazione dell'intensità acustica riflessa e/o diffusa da ciascun dato elemento di volume (pattern di ritorno). Il problema principale, a tutt'oggi poco studiato, riguarda l'elaborazione degli echi di ritorno al fine di estrarre quelle *features* correlabili alle caratteristiche fisiche del bersaglio, la cui visualizzazione possa aiutare il processo di comprensione della scena all'operatore ripresa da STS500.
Il primo aspetto indagato in dettaglio riguarda l'approfondimento e lo studio delle tecniche già note in letteratura (analisi nei domini spaziale temporale e CEPSTRUM), che riguardano la identificazione e classificazione automatica. Si considera poi la possibile applicazione al caso di dati acustici che abbiano caratteristiche tipiche date dalla telecamera sviluppata nell'ambito del presente progetto.
Centrale in questo lavoro è il tema del riuso di tecnologie robuste di analisi dati originalmente sviluppate in settori di ricerca quali il telerilevamento o l'imaging ottico (metodi PCA, SAM, SCM, ecc). In questo caso, assumendo che le specificità del mezzo trasmissivo e dell'interazione acustica non alterino in modo fondamentale le relazioni formali valide sui dati ottici, si trasferiscono all'ambito acustico i paradigmi originalmente sviluppati in ambiti diversi per range e per interazione quali ad esempio lo spettro di frequenza di dati ottici.
Il tentativo di applicare tecnologie sviluppate nel campo del *remote sensing* ottico all'analisi delle immagini sonar non è nuovo in letteratura: Blondel (Blondel 1998) ad esempio adatta al caso acustico il metodo stocastico Grey Level Co-occurrence Matrices che precedentemente aveva trovato applicazione solo al caso dell'analisi di immagini di satelliti metereologici (Haralick 1973). Nonostante il fallimento dei tentativi iniziali (Reed 1989) la successiva rivisitazione della tecnica ha portato a significativi miglioramenti (Blondel 1998).
Passando dal problema di classificazione di immagini in due dimensioni, a quello di immagini sonar tridimensionali, riconosciamo la necessità di operare sullo spazio discretizzato in voxels. In questo caso associamo alla tassellatura dello spazio effettuata dai fasci sonori, una serie di dati rilevati dai sensori acustici correlabili alle caratteristiche fisiche del materiale che lo ha generato. Se ad esempio, per fissare le idee, consideriamo il dato volumetrico coefficiente di riflessione acustica del voxel abbiamo, nello spazio campionato, una misura della riflessione che è ovviamente, ma non banalmente, suscettibile di essere rappresentata mediante un rendering tridimensionale insieme alle caratteristiche fisiche del mezzo. La possibilità di avere differenti rappresentazioni nello spazio, collegate a differenti proprietà fisiche del mezzo investigato dai fasci acustici è studiata in […]; facciamo incidentalmente notare in questa sede che le tecniche di rendering sviluppate forniscono uno strumento il cui uso è sicuramente indipendente dallo specifico tipo di dato rappresentato e rimangono valide ed applicabili ove l'informazione di ritorno dall'oggetto indagata sia ottenuta con altri mezzi. Rimane invece aperto l'argomento di poter estrarre dagli echi di ritorno le features acustiche e/o spettrali correlabili alle caratteristiche fisiche del bersaglio, la cui visualizzazione sia di aiuto nel processo di comprensione della scena ripresa da una telecamera acustica. Nell'ambito della marina militare tale operazione era chiamata "studio della firma" dell'oggetto illuminato dal sonar. E' noto infatti come ci fossero degli addetti ai sonar nei sommergibili addestrati a riconoscere la classe di appartenenza di una nave ascoltando il rumore da essa prodotta; in tal caso l'azione era, naturalmente,

puramente passiva, senza illuminazione. E' proprio questo l'aspetto che cerchiamo di studiare in questa rapporto, che si occupa per il momento di due argomenti: lo studio delle tecniche note in letteratura che riguardano la identificazione e classificazione automatica per mezzo di analisi spettrali, e la possibile applicazione al caso di dati acustici con caratteristiche tipiche del sonar STS500.

3.1. *Il problema della classificazione*

Per classificazione si intende l'operazione di stabilire a quale classe appartenga un determinato oggetto, a partire da un predeterminato numero di classi possibili generalmente fissato a priori (Loew 2000). A tal fine ogni oggetto deve essere caratterizzato in termini di un insieme di grandezze misurabili, che complessivamente costituiscono un *features vector*, o vettore delle caratteristiche appartenente ad uno spazio multidimensionale. Un sistema di classificazione automatico comprende gli elementi di trasduzione, di estrazione delle caratteristiche ed un algoritmo di classificazione che perviene alla identificazione della classe di appartenenza (Tian 2004).
E' opportuno notare come la scelta dello spazio delle caratteristiche sia essenziale per raggiungere lo scopo della classificazione e se per un determinato caso questa risulta inadeguata, accade che oggetti appartenenti a classi distinte possano venire confusi, in quanto i relativi *feature vectors* si sovrappongono; ovviamente l'incertezza è risolta se si introducono ulteriori caratteristiche, al prezzo di aumentare le dimensioni dello spazio. Una volta che siano state scelti gli algoritmi in base ai quali effettuare la classificazione, si deve affrontare il problema della suddivisione dello spazio dei *feature* vectors in maniera ottimale, per meglio separare oggetti distinti ma simili. Questa problematica si affronta in modo ideale introducendo il concetto di separabilità al quale non siamo per il momento interessati. In generale possiamo dire che la suddivisione ottima è quella che massimizza la funzione densità di probabilità del vettore delle caratteristiche a partire per esempio dalla distribuzione di densità di un campione di oggetti di riferimento dalle caratteristiche note.
Quanto al riconoscimento dei materiali investigati da un sistema sonar e alla inferenza da questo al manufatto corrispondente, esistono svariati attacchi metodologici differenti. Nel alcuni casi si tenta di conoscere per via diretta la natura del bersaglio, mentre in altri ci si accontenta di separare nella zona investigata, regioni costituite da bersagli di natura tra loro differente, senza però fare speculazioni sulla natura dei medesimi.
Il primo approccio necessita la costruzione di librerie di riferimento, ovvero di un database ove inserire in modo esaustivo i caratteri di un elevato numero di target differenti. L'identificazione avviene quindi assegnando ad ogni segnatura acustica una specifica classe della libreria di riferimento. Il secondo metodo fornisce un obiettivo di più facile conseguimento ed è realizzato mediante un approccio semi empirico, per cui pur distinguendo tra diversi materiali sulla base delle differenze osservate nelle emissioni dei segnali, si limita ad un'analisi locale, senza la pretesa di identificare il materiale medesimo. Nonostante le ovvie limitazioni, anche in questo secondo caso si consegue l'obiettivo di mettere in grado un operatore che osserva un'immagine sonar di discriminare diverse aree dell'immagine stessa in base alle caratteristiche rilevate.
Seppure l'approccio diretto è preferibile per la maggiore valenza diagnostica, condivide con il secondo l'analisi della segnatura dei segnali. È dunque per questo motivo che il presente lavoro si focalizza sui metodi di trattamento generale dei segnali sonar con l'intento di esaltare le differenze tra segnali provenienti da diversi target, ignorando per il momento il problema dell'associazione tra il risultato dell'analisi e la natura del target medesimo.

In questo rapporto non si esamina un particolare sistema di classificazione, e l'enfasi è posta sulla ricerca delle caratteristiche dei segnali acustici da utilizzare in un sistema di classificazione automatico, rimandando alla letteratura l'approfondimento degli argomenti della separabilità delle classi e della assegnazione alle medesime degli oggetti in studio.
Specializzando le osservazioni fatte finora al caso del sonar STS500 notiamo che questo fornisce apparentemente informazioni nel solo dominio spaziale, producendo dati in forma di matrice tridimensionale. Due dimensioni si associano alla varietà bidimensionale della porzione di spazio esplorata ad un tempo prefissato dal sistema di fasci rilevati dai trasduttori di ricezione, e la terza dimensione alla distanza dal ricevitore. Quest'ultima è tuttavia implicitamente legata all'istante di temporale di acquisizione, per cui è possibile ricavare dati sull'inviluppo temporale di ciascuno dei fasci di ricezione.

4. GENERALITÀ SULL'ECO ACUSTICO

Prima di affrontare l'analisi dei metodi di classificazione ed identificazione dei bersagli, è opportuno introdurre alcuni aspetti teorici sulla formazione dell'eco e sui processi da effettuare su di esso. Da un punto di vista qualitativo è opportuno distinguere il dominio spaziale da quello temporale, mentre il primo è responsabile per la formazione delle immagini,il secondo porta informazioni collegate alla capacità dell'onda acustica di diffondersi in mezzi densi. Per il momento ci occuperemo del secondo aspetto rimandando alla letteratura (Winder 1975, SeaBeam 1999) ulteriori approfondimenti sulla tecnica di *beam forming* al fine di effettuare la scansione nel dominio spaziale.

4.1. *L'equazione del sonar dipendente dal tempo*

Nel dominio temporale consideriamo che a causa della velocità finita di propagazione della perturbazione acustica, l'intervallo di tempo impiegato per raggiungere oggetti sempre più lontani, è proporzionale alla distanza percorsa. Si può dunque risalire dall'informazione temporale a quella di distanza. Il segnale rivelato dal ricevitore nel tempo Δt è data dai mezzi attraversati dallo strato delimitato dalle distanze raggiunte tra il tempo t e $t + \Delta t$ con una intensità proporzionale al coefficiente di diffusione volumetrica β.
Consideriamo ora l'attenuazione di un onda sonora che si propaga all'interno di un mezzo con un gradiente di densità, quale ad esempio potrebbe essere un marino sedimento oppure una superficie con caratteristiche acustiche diverse da quelle del mezzo precedente; accade che l'attenuazione varia con la distanza percorsa durante l'attraversamento e, da un punto di vista matematico questo fenomeno può essere descritto da un termine esponenziale. Identificato con w la frequenza dell'onda acustica di eccitazione, con $\alpha(t)$ l'estinzione di ampiezza della perturbazione acustica misurata in dB/m e con k una costante strumentale che include l'efficienza globale del sistema ed un opportuno fattore di conversione possiamo esprimere il segnale elettroacustico ricevuto al tempo t dal trasduttore in ricezione come:

$$P(t) = kP_0\beta(t)C(z_0)e^{-2\int_0^t \alpha(\ell')d\ell'}\cos(\omega t + \varphi(t)), \qquad (1)$$

dove $C(z_0)$ caratterizza le proprietà geometriche del ricevitore e $f(t)$ è una fase arbitraria risultato della modulazione prodotta dagli scatteratori. L'eq. (1) mostra che in condizioni di estinzione note, la potenza ricevuta dipende linearmente dal coefficiente di diffusione volumetrica, a sua volta legato alle caratteristiche fisiche ed acustiche del materiale stesso. Sebbene questa prima approssimazione non consideri esplicitamente gli effetti di riverbero, e il ritorno di echi attraverso percorsi multipli, si presta assai bene ad un'analisi semplificata.
In particolare quando l'estinzione risulta essere indipendente dal mezzo attraversato al tempo t, la potenza ricevuta dipende esclusivamente dal coefficiente di scattering volumetrico. Quando invece lo scattering volumetrico è omogeneo ed isotropo, è rilevante la sola variazione del coefficiente di assorbimento, e la relazione tra scattering e natura del mezzo conduce ad una prima identificazione del materiale illuminato nel campo di vista del sonar basata sull'attenuazione del segnale acustico retrodiffuso specifica di ogni bersaglio. Quanto descritto finora è basato sull'approssimazione, in realtà troppo cruda, che alla formazione dell'eco sonar contribuisca solo un'onda

riflessa dal bersaglio definito per mezzo di un solo parametro indicato generalmente come *Target Strength* (*TS*).

$$TS = 10\log\frac{I_{rifl}}{I_{inc}} = 10\log\frac{\frac{I_{rifl}}{I_R}}{\frac{I_{inc}}{I_R}}, \tag{2}$$

dato dal rapporto tra intensità dell'onda riflessa e quella dell'onda incidente.
Sebbene approssimata, l'eq.(2) ha un valore empirico riconosciuto in quanto è consistente con l'osservazione pratica che a materiali differenti corrispondono, a parità di altre condizioni, differenti ampiezze di segnale: la TS è frequentemente utilizzato per effettuare una grossolana distinzione tra bersagli acustici diversi (Waite 2005).

4.2. *Modello lineare della riflessione acustica*

In questa sezione consideriamo per l'estinzione una approssimazione migliore di quella presentata nella sezione precedente: più specificatamente consideriamo il caso in cui l'eco è retrodiffuso da un mezzo caratterizzato da un indice di rifrazione acustico variabile. Se il mezzo trasmissivo è un fluido con perdite limitate e con diffusione acustica dovuta alle sole fluttuazioni dell'indice di rifrazione, si ha che sul ricevitore incideranno sia contributi dovuti al gradiente dell'indice di rifrazione, che lo scattering volumetrico del mezzo scatteratore. Per semplicità di trattazione discretizziamo lo spazio in regioni contigue di uguale spessore delimitate da superfici con la normale parallela alla direzione del fascio acustico di eccitazione. Assumendo che il sistema sia lineare e trascurando il rumore in ricezione, dalla eq.(1) si ricava la risposta impulsiva sul ricevitore:

$$h(t) = \sum_i r_i \delta(t - t_i), \tag{3}$$

dove t_i è il ritardo che corrisponde al tempo che compete al raggiungimento della superficie i-esima, e r_i dipende dal coefficiente di riflessione. Oltre alla risposta impulsiva dell'eq.(3) dobbiamo considerare l'attenuazione dell'onda acustica la cui dipendenza con la frequenza e con la distanza di propagazione si schematizza in forma esponenziale. Aggiungendo l'attenuazione si ottiene la seguente caratterizzazione di un mezzo acustico complesso:

$$h(t) = e^{-\alpha l}\sum_i r_i \delta(t - t_i), \tag{4}$$

dove l esprime la distanza di propagazione. In letteratura (Sternlichtet 2003) si assume che nell'intervallo di frequenza tra 10kHz e 500kHz il coefficiente di attenuazione sia dipendente dalla frequenza nella forma di una potenza semplice

$$\alpha = k_p f^m, \tag{5}$$

dove il coefficiente k_p ha unità di dB/m/kHz e f è la frequenza acustica in kHz. Un valore comunemente adottato per m è dell'ordine dell'unità (Ning 1994).

4.3. *Parametri dell'equazione utili ai fini della classificazione*

Ai fini dell'identificazione e della classificazione degli oggetti che rientrano nel campo di vista del sonar si deve registrare l'andamento del segnale in uscita dal ricevitore nell'intervallo temporale compreso tra l'istante di emissione del *ping* acustico ed il tempo in cui l'ampiezza del segnale retrodiffuso raggiunge un'ampiezza efficace uguale a quella del rumore totale. La classificazione opera sulla combinazione di tutti i parametri scelti come potenziali elementi caratterizzanti il bersaglio: questi di solito sono estratti da domini differenti. Nel dominio del tempo si usa la forma temporale del termine $b(t)$: nei casi semplici come ad esempio per target completamente riflettente, si ricavano espressioni analitiche approssimate per l'equazione sonar, che forniscono una guida per identificare i caratteri più significativi dei segnali acustici. Per esempio si può misurare il coefficiente k_p dell'eq.(5) che è strettamente legato alle proprietà acustiche del bersaglio (Ning 1994).. Nel dominio delle frequenze si analizza la trasformata di Fourier dell'inviluppo o quantità più complesse da questa derivate: anche le proprietà spettrali portano informazioni specifiche per un determinato bersaglio ed estendono il data set dei parametri di classificazione.
La estrazione di queste *features* specifiche sulle ampiezze nel dominio del tempo ed in quello spettrale possono rendere univoca la relazione tra il materiale investito dall'onda di insonificazione emessa dall'antenna del sonar e le sue caratteristiche fisiche ed acustiche.
Come esempio di calcolo di una caratteristica da usare per la classificazione, consideriamo il semplice inviluppo di ampiezza dell'eco. In caso di incidenza normale, questo è costituito da un picco iniziale dovuto alla discontinuità di impedenza e legato al tipo di bersaglio investito, seguito da una coda la cui ampiezza dipende dall'attenuazione acustica del materiale del bersaglio e dalle sue disomogeneità. Il rapporto tra ampiezza di picco sul bersaglio ed ampiezza di picco sulla coda può servire ai fini della classificazione ed è di semplice uso, tuttavia all'aumentare dell'angolo di incidenza i termini di diffusione volumetrica interferiscono temporalmente con quelli di riflessione e l'analisi si complica al punto di scoraggiare l'uso di tecniche così semplici. Notiamo infine che da un punto di vista pratico l'uso di questo parametro così definito è di utilizzabilità limitata perché porta a classificazioni ambigue.
Il bersaglio caratterizzato da un impedenza acustica bruscamente differente da quella del mezzo circostante merita un commento a parte, poiché a causa della nulla o ridotta penetrazione nel bersaglio, non è più possibile utilizzare i parametri basati su stimatori dell'inviluppo dopo il tempo di riflessione sul bersaglio. In questo caso si devono utilizzare come elemento di classificazione punti di vista diversi ricorrendo per esempio alla stima della rugosità superficiale. La stima della rugosità si ottiene dalla misura della coerenza spaziale dell'eco retroriflesso, che diminuisce al crescere della rugosità; alternativamente si può calcolare l'energia riflessa in funzione dell'angolo di incidenza del fascio acustico.

5. METODI DI CLASSIFICAZIONE ED IDENTIFICAZIONE

Come sopra delineato è possibile aumentare artificialmente la sensibilità di un operatore che osserva le immagini acustiche mediante l'identificazione dei vari tipi di target

investiti dall'eco acustico (Loew 2000). Ciò comporta la necessità di avere a disposizione degli strumenti teorici e pratici per la classificazione automatica dei bersagli. Questi sono a loro volta basati sull'evidenza teorica e sperimentale che bersagli diversi retrodiffondono echi acustici aventi caratteristiche temporali e spettrali distinte. Ciò fornisce la concreta possibilità di specializzare l'analisi dei transienti in modo da poter ottenere informazioni sulla natura dei materiali in studio. Le tecniche presentate e discusse in questo lavoro possono essere applicate anche al caso del sonar STS500 per il quale c'è la disponibilità di accesso ai dati grezzi la cui struttura è documentata in (Balbi 2007).
Notiamo che nel caso dei sonar lo sforzo tecnologico e di ricerca è finora stato prevalentemente orientato nel lato dell'hardware verso la ricerca di trasduttori dalle prestazioni sempre più spinte, e dal lato del software verso la integrazione di dati provenienti da molte unità di misura ai fini della ricostruzione delle immagini. Il problema della identificazione del target sulla base delle caratteristiche del segnale di ritorno è un argomento che nel caso degli echi acustici richiede ancora molto studio, mentre si segnalano notevoli progressi nella identificazione dei target nel campo del telerilevamento passivo dei suoli e della vegetazione.
Si deve osservare che il sonar si pone sullo stesso piano di molte altre tecniche non distruttive sviluppate in campi diversi, avendo molto in comune per esempio con il telerilevamento attivo e passivo, oppure con l'imaging ottico applicato al campo delle belle arti mediante analisi spettroscopica di fluorescenza. Si cercherà dunque di studiare quegli opportuni adattamenti che possano permettere di applicare al caso del sonar le tecniche di analisi dei dati tipiche del *remote sensing*, le quali, data la loro notevole potenza e robustezza algoritmica rappresentano una tecnologia promettente. In questo modo si effettua un trasferimento di tecnologia dal campo dell'analisi spettroscopica a quello del sonar, adattando le tecnologie di analisi dati alla diversa natura dei dati.
Tra i metodi di estrazione delle caratteristiche prenderemo in considerazione sia quelli standard che quelli innovativi. Un esempio di approccio classico è quello già riportato, basato sul valore del rapporto picco/coda dell'ampiezza dell'inviluppo dell'eco di ritorno. Sempre sulla base dell'analisi temporale sono definiti nel seguito due algoritmi più sofisticati: uno stimatore differenziale ed uno integrale. L'approccio innovativo si basa invece sulla estrazione della caratteristiche definite analogamente al caso dell'analisi delle immagine telerilevate.
I metodi di estrazione delle caratteristiche presi in considerazione in questo studio ricadono in una delle categorie generali sotto elencate:

1. Metodi basati sull'analisi temporale – Stimatore differenziale ed integrale
2. Metodi di mappatura nel dominio della frequenza basati sulla metrica di segnatura – Spectral Angle Mapper Classification (SAM), Spectral Correlation Mapper (SCM).
3. Metodi di analisi statistica multivariata – Principal Component Analisys (PCA), Support Vector Machine (SVM).
4. Metodi di analisi omomorfa – CEPSTRUM

5.1. *Metodi basati sull'analisi temporale*

Tali metodi si basano sull'analisi dell'inviluppo temporale dell'eco di ritorno. In caso di incidenza normale tale inviluppo è costituito da un picco iniziale, la cui ampiezza è assunta come indicatore della discontinuità di impedenza, seguito da una coda la cui ampiezza dipende dall'attenuazione acustica del materiale e dalle sue disomogeneità.

All'aumentare dell'angolo di incidenza i termini di diffusione volumetrica interferiscono temporalmente con quelli di riflessione dalla superficie di separazione e l'analisi si complica al punto di scoraggiare l'uso di queste semplici tecniche.
Un algoritmo, sviluppato precedentemente nell'ambito del progetto SOMMA (Andreucci 1995), si basa sulla identificazione di due o più elementi presenti nell'eco acustico; solitamente si usa il picco iniziale che identifica la superficie di separazione tra acqua e bersaglio, e la coda dell'eco, ovvero l'ampiezza e l'andamento temporale a valle del picco: a ciascuno di questi elementi si associa uno stimatore: differenziale o integrale.

5.1.1. *Stimatore differenziale*

5.1.1.1. *Descrizione della tecnica*

Un semplice metodo di estrarre una caratteristica da un eco sonar si ottiene dalla valutazione differenziale del momenti del segnale dipendente dal tempo:

$$RD_n = \frac{1}{\Delta t}\int_{t1}^{t1+\Delta t} t\left(\frac{P(t)}{P_{ref}}\right)^n dt - \frac{1}{\Delta t}\int_{t1}^{t1+\Delta t} t\frac{P(t)}{P_{ref}}dt \qquad (6)$$

dove $P(t)$ è l'ampiezza dell'inviluppo dell'eco al tempo t, l'integrale è esteso su un intervallo Δt che va dall'istante di ritorno del primo eco fino a quando il segnale ha un ampiezza confrontabile con quella del rumore, n è l'ordine dello stimatore (compreso tra 1.5 e 2, tipicamente n=2) e P_{ref} è un termine che esprime una potenza di riferimento. Per comprendere il funzionamento di questo stimatore, consideriamo un bersaglio insonificato con una frequenza acustica tale che il segnale di ritorno abbia valori numerici non superiori alla potenza di riferimento P_{ref}. In questo caso risulta che il primo il termine è poco influenzato dalla parte di eco dovuta alla penetrazione poiché l'elevazione a potenza tende a deprimere il segnale a livello inferiore a P_{ref}, rendendo il valore numerico del secondo termine minore del primo. La quantità RD_n ha una effettiva capacità di discriminazione tra bersagli diversi in quanto il suo valore numerico aumenta al crescere della penetrazione acustica e quest'ultima è potenzialmente differente per diversi bersagli. Ai fini della classificazione di oggetti differenti, questo approccio è tanto più efficace quanto maggiore è la differenza tra i coefficienti di assorbimento dei materiali investigati.

5.1.1.2. *Vantaggi e svantaggi*

La semplicità di calcolo dello stimatore eq.(7) è un grande vantaggio, si deve tuttavia notare che questo parametro risulta poco adatto a discriminare oggetti caratterizzati da un elevato coefficiente di assorbimento, ed anche la capacità di discriminazione dipende in modo critico dalla differenza di coefficienti di assorbimento degli oggetti campionati.

5.1.1.3. *Campo di applicazione*

Il metodo dello stimatore differenziale è stato usato per l'analisi di dati sonar operante a 26kHz, dove è risultato possibile discriminare fondali sabbiosi e fangosi. Le esperienze maturate in campo con questo approccio hanno mostrato che questi bersagli hanno parametri acustici sensibilmente diversi tra loro. Un uso ottimale di questo metodo si

ottiene quando si conosca anticipatamente la dipendenza dalla frequenza del coefficiente di assorbimento dei possibili target e sia possibile sintonizzare opportunamente la frequenza degli echi acustici.

5.1.1.4. *Esempi in letteratura*

Andreucci in (Andreucci 1996) riporta misure effettuate con questo approccio, dimostrando che è possibile identificare scatteratori che abbiano parametri acustici sensibilmente diversi tra loro, in particolare risulta agevole la differenziazione tra sedimento fangoso e sedimento ghiaioso. In questo lavoro si è utilizzata l'estrazione di caratteristiche con lo stimatore differenziale di ordine 2: i risultati ottenuti danno un corretto riconoscimento nel 100% dei casi per un fascio ad incidenza quasi normale rispetto al fondo. I fondali riconosciuti sono di sei tipi: sabbia, ghiaia, roccia, tappeto di poseidonia morta e fango. Dall risultanze sperimentali si ricava che lo stimatore della caratteristica RD_2 è robusto ai disallineamenti dell'antenna o equivalentemente, a moderate variazioni di pendenza del fondale.

5.1.1.5. *Possibilità di applicazione al sonar 3D*

Lo stimatore differenziale RD_2 può essere applicato con semplicità al caso di STS500, anche se come già precedentemente osservato ci si aspetta la rapida degradazione della capacità di discriminazione al crescere dell'angolo di incidenza: questo sembra essere il limite principale di questa tecnica.

5.1.2. *Stimatore integrale*

5.1.2.1. *Descrizione della tecnica*

Diverso dal precedente è lo stimatore integrale che si basa sull'analisi della distribuzione normalizzata al massimo delle ampiezze degli inviluppi (l'operazione di normalizzazione rende possibile il confronto di echi provenienti da panorami diversi). Questo metodo di classificazione è basato sull'ipotesi che l'istogramma delle ampiezze dell'eco di ritorno abbia caratteristiche statistiche correlate al gradiente della densità del mezzo di propagazione: è infatti noto che al crescere della penetrazione acustica si abbia un eco caratterizzato da maggiore durata a minore ampiezza. L'onda acustica è riflessa ogni volta che incontra una discontinuità nelle caratteristiche meccaniche presenti all'interfaccia tra i vari mezzi attraversati (Seto 1965). Nel passaggio dal mezzo contrassegnato con l'indice 1 di densità ρ_1 al mezzo 2 con densità ρ_2, si genera un'onda riflessa la cui ampiezza dipende dal coefficiente di riflessione α_r in accordo a

$$\alpha_r = \left(\frac{\rho_2 c_2 \cos\theta_2 - \rho_1 c_1 \cos\theta_1}{\rho_2 c_2 \cos\theta_2 + \rho_1 c_1 \cos\theta_1} \right)^2 \tag{7}$$

dove c_1, θ_1 e c_2, θ_2 sono rispettivamente le velocità e gli angoli di incidenza e rifrazione dell'onda acustica nel primo e nel secondo mezzo. Noti gli angoli, che si possono ricavare per un target esteso da considerazioni geometriche, l'eq.(8) fornisce il legame cercato tra ampiezza dell'eco di ritorno e la densità assunta come una delle caratteristiche fisiche del bersaglio.

5.1.2.2. *Vantaggi e svantaggi*

Come il precedente anche questo stimatore ha il vantaggio di avere una semplice formulazione, adatta al calcolo automatico. Sia hanno per questo stimatore evidenze sperimentali (Andreucci 1995b), in cui differenti bersagli sono classificati correttamente. Anche in questo caso l'efficacia è tanto maggiore quanto più elevata sia la differenza delle caratteristiche meccaniche tra target illuminato l'ambiente dal quale è circondato, come accade per bersagli con un elevato coefficiente di riflessione, quali i rivestimenti in metallo o materiali duri, per esempio mine o contenitori esplosivi immersi in acqua. In questo caso il coefficiente di riflessione può raggiungere il valore massimo teorico ammissibile $\alpha_r = 1$.
Tra gli svantaggi ricordiamo quello di essere facilmente tratto in inganno dalla rugosità superficiale del bersaglio insonificata: un uso ottimale di questo stimatore necessita la validazione dei risultati.

5.1.2.3. *Campo di applicazione*

È possibile usare lo stimatore integrale per la discriminazione e classificazione tra fondali sabbiosi e fangosi, in vista del fatto che questi specifici scatteratori sono caratterizzati da parametri acustici sensibilmente diversi. Anche in questo caso un uso ottimale del metodo presuppone la conoscenza della dipendenza dalla frequenza del coefficiente di assorbimento dei possibili bersagli, perché sia possibile sintonizzare opportunamente la frequenza degli echi acustici.

5.1.2.4. *Esempi in letteratura*

Questo stimatore è utilizzato in (Andreucci 1995b) per la discriminazione tra fondali fangosi e sabbiosi. Le prestazioni dimostrate a fornire la corretta classificazione sono risultate scarse.

5.1.2.5. *Possibilità di applicazione al sonar 3D*

Anche lo stimatore integrale può essere applicato al caso di STS500; vista la semplicità di implementazione l'uso combinato di entrambi gli stimatori potrebbe portare ad una discreta capacità di discriminazione.

5.2. *Metodi basati sulla metrica di segnatura*

Come sopra mostrato è possibile aumentare artificialmente la sensibilità di un operatore che osserva le immagini acustiche mediante la identificazione e classificazione dei vari tipi di target investiti dall'eco acustico. Tra gli strumenti di estrazione delle caratteristiche sviluppati nel caso dell'analisi delle immagine telerilevate analizziamo in dettaglio il Mappatore di Angolo Spettrale (Spectral Angle Mapper - SAM), e il Mappatore di Correlazione Spettrale (Spectral Correlation Method - SCM). Caratteristica comune di questi metodi è quella di considerare lo spazio degli echi acustici come uno spazio vettoriale n-dimensionale, e di definire su di esso una metrica mediante l'introduzione di una norma (distanza). Sullo spazio così si associa la norma del vettore differenza tra due dati segnali alla *distanza* tra i corrispondenti elementi dello spazio base.

5.2.1. *SAM*

5.2.1.1. *Descrizione della tecnica*

Il primo metodo preso in considerazione è relativo alla tecnica SAM (Kruse 1992, Kruse 1993a), di cui sono note in letteratura applicazioni alla classificazione di campioni geologici a litologia differente nell'analisi di immagini telerilevate da satellite. Per questa specifica applicazione sono state costruite e rese disponibili estese librerie (USGS 2008).

Il paradigma della SAM formalizza in termini analitici la similitudine tra dati spettrali misurati e analoghi di riferimento e ne prescrive il confronto al fine di inferire l'appartenenza ad una certa classe. Per quantificare la similitudine la SAM definisce l'angolo tra le segnature spettrali del pixel da classificare e di quello di un riferimento e prescrive il metodo di calcolo. La SAM è quindi una tecnica di classificazione controllata che permette la mappatura delle similarità di spettri di immagine. Gli spettri di riferimento possono essere determinati in laboratorio o in campo, ovvero estratti dall'immagine stessa come sarà nel nostro caso (Kruse 1993b).

La similarità spettrale è ricavata dall'*angolo* formato dai segnali spettrali quando di considerino alla stessa stregua di vettori in uno spazio con dimensionalità uguale al numero di bande. In altre parole si considera l'ampiezza delle bande degli elementi da confrontare come componenti di vettori multidimensionali (tante quante il numero delle bande) e calcola l'angolo tra essi. Il risultato della classificazione è un immagine che quantifica la somiglianza con il dato di libreria (Boardman,1992).
La sua applicazione al caso dell'analisi degli echi sonar necessita di essere studiata a fondo e la mancanza di immagini di riferimento acustiche sembra, al momento, costituire la sua maggiore debolezza. Nonostante questa limitazione la SAM sarà ugualmente presa in considerazione perché può essere usata anche nel caso in cui non siano disponibili librerie corrispondenti a target certificati. In questo caso si utilizzeranno come segnature di riferimento (dette *endpoint*), porzioni della data immagine acustica in studioal fine di valutare la somiglianza tra diverse aree dell'oggetto.
Per applicare la SAM ad ogni pixel di una data immagine acustica, è necessario conoscere l'inviluppo temporale ricavato dalla eq.(1), e considerare le ampiezze dell'inviluppo come le componenti di un vettore ***u*** in uno spazio N-dimensionale:

$$u = (u_1, u_2, ...u_N), \tag{8}$$

Per ogni coppia di pixel abbiamo due vettori ***u*** e ***w*** che generano un iperpiano e definiscono due direzioni sopra di esso; l'algoritmo SAM calcola l'angolo tra queste due direzioni (Carvalho 2000):

$$\alpha = \cos^{-1}(\hat{u}, \hat{w}) = \frac{\sum_{i=1}^{N} u_i w_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} u_i^2 \sum_{i=1}^{N} w_i^2}}, \tag{9}$$

avendo indicato con ^ il versore del vettore. In accordo alla SAM tanto minore è l'angolo espresso dall'eq. (10) tanto maggiore sarà la similarità di direzione tra i vettori ***v*** e ***w***. Notiamo inoltre che l'angolo spettrale è insensibile all'ampiezza dei vettori in quanto ad una aumento o diminuzione del modulo non corrisponde un cambiamento nella sua direzione. Come vantaggio addizionale abbiamo la facile implementazione in forma numerica, col risultato di produrre immagini di similarità con un costo computazionale piuttosto limitato.
Sebbene questo sia un metodo di classificazione piuttosto potente, essa è basata su delle assunzioni che nella pratica possono non essere sempre verificate: tra queste una di maggiore interesse per l'applicazione corrente è legata all'ipotesi che nell'area assegnata a ciascun *voxel*, sia presente un solo tipo di target (ipotesi di omogeneità), ovvero che non sia presente un mescolamento dovuto alla contemporanea presenza delle segnature dovute a materiali di natura differente (Clark 1995). Solo in questo caso infatti la segnatura di ciascun voxel sarà identica a quella dei materiali contenuti nella libreria di riferimento. Il mescolamento degrada le capacità di classificazione in quanto può comportare sia una sottostima che una sovrastima dell'angolo: in generale questo errore diminuisce col diminuire delle dimensioni fisiche del voxel in pratica aumentando la risoluzione spaziale, basandosi sull'assunto che quanto minore sia la dimensione traversa dell'area investigata, tanto maggiore sia l'omogeneità del target ed altrettanto alta la possibilità di una identificazione univoca. Il prezzo da pagare è nel maggior onere computazionale richiesto per analizzare un determinato volume.

5.2.1.2. *Vantaggi e svantaggi*

Tra i vantaggi della SAM è utile riportare la indipendenza dovuta agli effetti di diversa esposizione all'illuminante, che vale sia nel caso del rilevamento passivo (insensibilità all'intensità dello spettro misurato) che al caso del rilevamento attivo (insensibilità alla potenza totale impiegata dal trasmettitore) poiché utilizza la direzione dei vettori e non il loro modulo.
Altro vantaggio interessante è quello di non subire l'effetto chiamato "fenomeno di Hughes" per il quale, a parità di aree investigate, all'aumento della risoluzione spettrale diminuisce l'efficienza del classificatore.
Tra gli svantaggi citiamo che non utilizzando statistiche di secondo ordine, la SAM assume che il valore di ogni pixel sia rappresentativo della classe nel suo stato puro (Davis 1973), trascurando ogni possibile mescolamento tra caratteristiche differenti. Inoltre trascura le correlazioni negative, di cui invece si può tenere conto utilizzando un indice molto simile, il coefficiente di correlazione di Pearson (Carvalho 2000) cui corrisponde la tecnica SCM.
Altro svantaggio relativo è legato alla mancanza di librerie di riferimento, che come già notato in precedenza non ne impedisce l'applicazione.

5.2.1.3. *Campo di applicazione*

Il metodo inizialmente sviluppato in ambito del processamento di immagini telerilevate trova frequente applicazione al caso della identificazione delle caratteristiche legate alla matrice litologica e/o mineralogica.
La SAM è stata anche applicata al caso delle immagini di riflettanza da cui ricava le caratteristiche legate al tipo di pigmenti usati.

Questa tecnica è stata infine applicata alla classificazione di immagini di fluorescenza, sia in aria su dipinti murali che in acqua su oggetti immersi. In particolare per quest'ultima applicazione la tecnica SAM risulta in grado di fornire caratteristiche univoche per diversi i tipi di materiale investigati: (proto-ceramica, coccio, terrecotte); i test effettuati hanno permesso la costruzione di un primo data base di spettri di riferimento.

5.2.1.4. *Esempi in letteratura*

Il metodo SAM è basato sulla comparazione dello spettro misurato con degli spettri di riferimento (*endmembers* o librerie spettrali) e la comparazione è effettuata mediante criteri di verosimiglianza. Questa è una tecnica molto usata poiché il risultato è indipendente dall'intensità dello spettro misurato. Un database con numerosi spettri di riferimento è mantenuto da U.S. Geological Survey (USGS 2008).
Kruse (Kruse 1992, Kruse 1993a) presenta per la prima volta la tecnica di mappaggio spettrale con applicazione alla classificazione di immagini di telerilevamento satellitare

In Colao (Colao et al. 2007) si dimostra l'applicazione della SAM alla classificazione di immagini di fluorescenza. La tecnica appare sensibile e ha permesso la corretta discriminazione aree deteriorate per l'attacco di agenti biologici in funzione della emissione spettrale. Anche per oggetti immersi in acqua risulta possibile l'applicazione della SAM all'identificazione (Colao et al. 2008). La tecnica appare sensibile e ha permesso la corretta discriminazione di manufatti in funzione della loro emissione spettrale.

5.2.1.5. *Possibilità di applicazione al sonar 3D*

L'applicazione della SAM ai dati del sonar STS500 è subordinata alla disponibilità di accesso all'intero transiente temporale di ciascun elemento dell'immagine. Sebbene questo dato sia sicuramente disponibile in modo implicito per via del fatto che il sonar fornisce dati risolti in distanza per ogni linea di vista, tuttavia non è possibile stabilire preliminarmente se la attuale risoluzione temporale sia sufficiente. Fattibilità e prestazioni di questo metodo sono dunque da valutare per via sperimentale.

5.2.2. *SCM*

5.2.2.1. *Descrizione della tecnica*

Tuttavia una nuova proposta è stata presentata recentemente, partendo dal SAM: la Spectral Correlation Mapper (SCM): essa è una derivazione del coefficiente di correlazione di Pearson che elimina le correlazioni negative e mantiene le caratteristiche del SAM. Una grossa limitazione del SAM, infatti, è l'impossibilità di distinguere tra correlazioni positive e negative in quanto considera i soli moduli.
Anche la tecnica SCM usa spettri di riferimento: in questo caso il coefficiente di correlazione di Pearson centra i dati sulla media di $\boldsymbol{u}$ ed $\boldsymbol{w}$ come risulta dall'eq.(11); infatti il coefficiente R di correlazione è dato da :

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{N}(u_i - \bar{u})(w_i - \bar{w})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(u_i - \bar{u})^2 \sum_{i=1}^{N}(u_i - \bar{u})^2}}, \qquad (10)$$

L'indice di SCM varia tra –1 e 1.

5.2.2.2. *Vantaggi e svantaggi*

Un vantaggio specifico della tecnica SCM è quello di considerare le correlazioni negative consentendo così di discriminare elementi altrimenti indistinguibili. Come anche per la tecnica vista in precedenza la SCM mostra insensibilità sia all'intensità dello spettro misurato (rilevamento passivo) che insensibilità alla potenza totale nel rilevamento attivo.
Tra gli svantaggi anche in questo caso notiamo la mancanza di librerie di riferimento, che tuttavia non ne impedisce l'applicazione.

5.2.2.3. *Campo di applicazione*

Le applicazioni più comuni della SCM sono legate al campo del telerilevamento al fine di identificare la matrice litologica e/o mineralogica, oppure sono rivolte al riconoscimento del tipo di vegetazione presente sul territorio.

5.2.2.4. *Esempi in letteratura*

Un database con numerosi spettri di riferimento è mantenuto da U.S. Geological Survey (USGS 2008).
Il confronto tra varie tecniche di identificazione automatica è riportato da Clarck (Clark 2005) per l'identificazione di specie arboree sul territorio.

5.2.2.5. *Possibilità di applicazione al sonar 3D*

L'applicazione della SCM ai dati del sonar STS500 è subordinata alla disponibilità di accesso all'intero transiente temporale di ciascun elemento dell'immagine. Come per la SAM anche in questo caso resta difficile stabilire in via preliminare i requisiti minimi in termini di risoluzione temporale.

5.3. *Metodi di analisi statistica multivariata*

5.3.1. *PCA*

5.3.1.1. *Descrizione della tecnica*

L'analisi in componenti principali (detta pure trasformata di Karhunen-Loève, KLT o trasformata di Hotelling, dal nome di colui che l'ha introdotta negli anni 30) è una tecnica per la semplificazione dei dati utilizzata nell' ambito della statistica multivariata. Lo scopo primario di questa tecnica è la riduzione di un numero più o meno elevato di variabili (rappresentanti altrettante caratteristiche del fenomeno analizzato) in altre di numero inferiore; ciò avviene tramite una trasformazione lineare che proietta quelle originarie in un nuovo sistema cartesiano nel quale la variabile con la *maggiore varianza* viene proiettata sul primo asse, la variabile seconda (per dimensione della varianza) sul secondo asse e così via. La riduzione della complessità avviene limitandosi ad analizzare le prime tra le nuove variabili. Diversamente da altre trasformazioni lineari di variabili praticate nell'ambito della statistica, in questa tecnica sono gli stessi dati che determinano i vettori di trasformazione; in genere a ciascuna delle variabili originarie viene sottratta la loro media, in modo che la nuova variabile così costruita ha media nulla.
Un metodo più semplice per calcolare le componenti utilizza la matrice delle covarianze delle variabili originarie Trovando l'autovalore e l'autovettore della matrice di covarianza, si ottiene che l'autovettore con il maggiore autovalore corrisponde alla dimensione che ha la maggiore correlazione con l'insieme di dati. I dati originali sono infine proiettati nello spazio vettoriale ridotto. Quindi le componenti principali sono delle combinazioni lineari fra le variabili: la prima componente principale e' quella che raccoglie la quota principale della varianza, la seconda (non correlata con la prima) e' quella che raccoglie la quota principale della varianza rimanente e cosi' via....
Per scegliere il numero di fattori adeguato si puo' fare riferimento alla percentuale di varianza spiegata da ogni fattore o, meglio, all'autovalore (radice latente) dei singoli fattori.
Un primo risultato di questa analisi e' quello relativo alla matrice dei fattori, composta dai coefficienti per i quali bisogna moltiplicare ogni variabile per ottenere una data componente. La quantità di varianza spiegata da ogni componente può essere calcolata da questa matrice, sommando, per ogni fattore, i vari coefficienti al quadrato. Tale porzione di varianza coincide con l'autovalore. La percentuale di varianza spiegata dal fattore verra' calcolata rapportando l'autovalore del fattore alla somma di tutti gli autovalori, moltiplicando poi per cento.
In pratica la PCA tende a riassumere i dati attraverso l'enucleazione di una serie di assi principali di riferimento. L'analisi (che opera su una matrice costituita dai coefficienti di correlazione tra le variabili prese in esame) si propone di riassumere e quantificare, qualora esista una stretta interrelazione, le eventuali associazioni.
Quindi data una matrice dei dati riferiti ad n individui e k variabili quantitative, si vuole sintetizzare i dati nel senso di pervenire ad una riduzione delle colonne della matrice dei dati X, definendo un numero q ($q<k$) di variabili artificiali da essi derivati. La riduzione del numero delle variabili consente una più agevole sintesi interpretativa e può aiutare ad individuare uno o più indicatori di sintesi del fenomeno che si vuole studiare.
Dal punto di vista matematico lo scopo della PCA è quindi la rappresentazione di un insieme di dati con matrice di covarianza non diagonale e di dimensione N in uno spazio di dimensione minore di N in cui gli stessi dati siano rappresentati da una matrice di covarianza diagonale. La diagonalizzazione si ottiene con una rotazione delle coordinate nella base degli autovettori (componenti principali). Ad ogni autovettore è associato un autovalore a cui corrisponde la varianza della componente principale associata. Se le variabili originarie erano parzialmente correlate tra loro alcuni autovalori avranno un valore trascurabile. In pratica gli autovettori corrispondenti possono essere trascurati e limitare la rappresentazione solo agli autovettori con gli autovalori più grandi. Poiché la matrice di covarianza nella base delle componenti

principali è diagonale la varianza totale è la somma delle varianze delle singole componenti principali. Rimane, naturalmente, da stimare l'importanza del residuo, ovvero della parte di varianza trascurata.
La PCA è un metodo detto "del secondo ordine" poiché sia le nuove coordinate che il criterio per la riduzione delle dimensioni si basano unicamente sulle proprietà della matrice di covarianza; infatti la varianza è detta momento secondo di una distribuzione ed è proporzionale al quadrato della variabile. (Momento primo: media; secondo: varianza; terzo: skewness;….). Ricordiamo che la PCA si basa sull'ipotesi che la variabile x sia distribuita normalmente; n tale caso la matrice di covariaza è definita positiva e dunque invertibile. La media è in genere resa nulla e quindi tutta l'informazione statistica è contenuta nella matrice di covarianza. Solo in questo caso le singole componenti principali saranno indipendenti e quindi la probabilità multivariata diventa il prodotto delle probabilità univariate. Nel caso contrario si ottiene unicamente la scorrelazione delle componenti principali.
In parole ancora diverse ogni misura è da rumore; il rumore è un termine aggiuntivo stocastico proprio di ogni grandezza osservabile, che rende statistica l'operazione di misura. Date N variabili il rumore che affligge ognuna di esse è scorrelato rispetto al rumore che affligge le altre. Le componenti principali descrivono le direzioni di massima correlazione tra i dati, per cui le componenti principali di ordine più elevato sono orientate verso le direzioni di massima correlazione quelle di ordine inferiore verso le direzioni di scarsa correlazione. Limitare la decomposizione alle componenti principali di ordine più elevato significa quindi trattenere le direzioni di massima correlazione e rimuovere quelle non correlate, nella parte non correlata c'è sicuramente il rumore (ma non solo quella!!). La PCA quindi è un metodo per ridurre la quantità di rumore in un set di dati multivariati.
Significato del residuo. Il residuo altro non è che l'ammontare dell'informazione per quel dato che non è racchiusa nelle prime componenti principali prese in considerazione come modello. Un alto valore del residuo dovuto a uno o più dati, significa che tali dati sono dissimili dai restanti presenti nel dataset. Il residuo può infine essere utilizzato per identificare delle possibili misure "non corrette" all'interno del set di dati (i cosiddetti outliers). Bisogna però ricordare che prima di una eliminazione di tali dati è necessario valutare la possibilità che esse descrivano una parte del fenomeno non presa in considerazione fino a quel momento.

5.3.1.2. *Vantaggi e svantaggi*

La difficoltà nell'uso dei metodi di classificazione basati sull'analisi PCA giace nel fatto che le variabili debbono avere una matrice di covarianza non singolare [Benediktsson et. al, 1995]; questo potrebbe non acadere quando si lavora con set di dati di grandi dimensioni.
Un metodo non parametrico come una rete neurale può essere usato per classificare una immagine iperspettrale (che tipicamente produce una grande quantità di variabili) ed estrarre le peculiarità per ridurre lo spazio delle feature necessarie ed applicare poi la PCA.
La variabile di partenza deve avere distribuzione normale.

5.3.1.3. *Campo di applicazione*

Classificazione dei minerali, vegetali, set di dati multispettrali dove l'alta dimensione del set di dati impedisce l'uso di criteri massima verosimiglianza

A partire dalle *n* variabili osservate si usa per costruire una o più variabili "artificiali", che possa considerarsi una misura globale del fenomeno misurato.
Come già accennato l'ACP viene spesso utilizzata per cercare di studiare variabili "latenti". In tal senso le "variabili artificiali" a cui dà luogo rappresenterebbero misurazioni di variabili "nascoste", non osservabili direttamente (es. abilità a crescere microrganismi su fondo sabbioso, ecc.). Altre volte l'ACP viene utilizzata come metodo per "riassumere" i dati a disposizione, cioe' per trovare uno o piu' indicatori sintetici. Sorge comunque il problema di quale significato fisico dare alle "variabili artificiali" dette componenti principali. Entrano in gioco capacità del ricercatore, esperienza, sensibilità,…. Una serie di elementi non formalizzabili statisticamente. Essa è anche usata nell'analisi dell'immagine per evidenziarne strutture peculiari e comprimere i dati..

5.3.1.4. *Esempi in letteratura*

Wesołowski, M., et. al.
In questo lavoro si analizzano i risultati della decomposizione termica di alcune piante commerciali medicinali. In particolare gli autori sono interessati ai contenuti di elementi metallici e non metallici, determinati da tecniche di spettro fotometria. L'analisi delle componenti principali, applicata agli spettri, ha permesso una migliore classificazione dei campioni sottolineando alcune somiglianze nelle composizioni chimiche delle piante tra di loro.

Astrelin, A. V., et. al.
In questo lavoro l'analisi delle componenti principali è applicata per trovare il minimo potenziale eccitatorio post-sinaptico e per separar lo stesso nelle sue diverse componenti. (tempi di latenza etc..)

Nasal, A., et. al.
In questo lavoro si considerano 83 tipi di medicinali appartenenti alla stessa famiglia e vengono analizzati mediante cromatografia. Una matrice di 83x8 dati è prodotta e soggetta all'analisi delle componenti principali per ottenere similarità di comportamento nell'analisi. Il clustering dei medicinali è in accordo con la loro classificazione farmaceutica e l'attività biologica specifica emerge mettendo in accordo le loro proprietà farmacologiche con l'attività biologica stessa.

Thamke, I., et. al.
39 consumatori di cioccolato scuro in tre diverse località, tra Austria e Germania, sono stati invitati a descrivere dei campioni di cioccolato assaggiato liberamente. Delle diverse decine di descrittori che ognuno di essi ha utilizzato l'analisi delle componenti principali ha permesso raggruppamento dei diversi tipi di cioccolato attraverso la creazione di pochi nuovi descrittori.

Schölkopf, B., et. al.
Un nuovo metodo per effettuare l'analisi delle componenti principali in una forma non lineare è proposto in questo lavoro.

Wold, S., et. al.
l'analisi delle componenti indipendenti e un'estensione del concetto di analisi dei componenti principali. Quest'ultima infatti impone condizioni di indipendenza per le

caratteristiche trovate, cioè direzioni associate autovalori (autovettori) che siano ortogonali. Qui in generale si ricerca una trasformazione lineare che minimizza la dipendenza statistica tra i suoi componenti.

Kirschvink, J. L. ., et. al.

In questo lavoro l'analisi delle componenti principali è vista come una tecnica per analisi dei segnali. Qui è utilizzata per ridurre il numero di coordinate necessarie, utilizzando le teorie di Kalman, per sistemi asintoticamente stabili. In pratica una "riduzione del modello" su cui lavorare.

The least-squares line and plane and the analysis of palaeomagnetic data. *Geophysical Journal, Royal Astronomical Society*, 62(3), 699-718.
Le direzioni di linee a piani di minimi quadrati lungo il cammino di demagnertizzazione di campioni paleomagnetici è trovata tramite la PCA. In tal modo si ottiene un indice di precisione paleomagnetica.

5.3.1.5. *Possibilità di applicazione al sonar 3D*

La PCA è indicata quando il set di variabili e l'insieme dei dati è ampio; sfortunatamente potrebbe non essere il nostro caso, in quanto la funzione eco di ritorno dall'ostacolo è limitata temporalmente e la risoluzione spaziale non può essere cambiata. L'applicabilità ella PCA è condizionata dalla possibilità di costruire molte variabili; in questo caso le featueres identificaste nell'eco di ritorno permetteranno di identificare la natura dell'ostacolo.

5.3.2. *SVM*

5.3.2.1. *Descrizione della tecnica*

Una Support Vector Machine (SVM) effettua una classificazione di dati costruendo un iperpiano n-dimensionale che separa i dati in due o più categorie in modo ottimale; esse appartengono alla generalizzazione dei classificatori lineari. Se ogni dato è costituito da p numeri l'iperpiano di separazione ha dimensione p-1. Sono interessato all'iperpiano che massimizza la separazione tra due classi. Il metodo per trovarlo fa uso di un vettore di prova che si adatta fino al raggiungimento della massima distanza, per cui le SVM possono essere viste come una specie di "supervised learning methods"; questo training le accomuna alle reti neurali.
Le SVM sono state poi generalizzate come classificatori non lineari sostituendo nell'operatore SVM all'operazione di moltiplicazione una funzione non lineare, detta kernel. Ciò permette all'algoritmo di massimizzare la distanza tra gli iperpiani delle due classi nello spazio trasformato. Se la funzione kernel usata è una funzione di gauss il corrispondente spazio è uno spazio di Hilbert di dimensione infinita. Tornando alla parentela con le reti neurali, una SVM che usi un kernel sigmoide come funzione è equivalente ad un perceptron a due layer. In generale esse quindi sono simili al classico perceptron multilayer, cioè usando una funzione kernel le SVM sono un metodo di training alternativo per funzioni polinomiali e classificatori multi-layer perceptron in cui

i pesi della rete sono trovati risolvendo un problema quadratico con costrizioni lineari, piuttosto che risolvere un problema non convesso di minimizzazione senza costrizioni, come nel caso standard del training delle reti neurali.
Nel linguaggio delle SVM una variabile predittore è chiamato attributo ed un attributo "trasformato" usato per definire l'iperpiano è chiamato "feature". Il modo con cui si scelgono gli attributi è chiamato "selezione". Un set di features è chiamato vettore: lo scopo del metodo è trovare l'iperpiano che meglio separa (massima distanza) i clusters di vettori.
Le SVM possono anche essere considerate un caso speciale di "regolarizzazione di Tikhonov", ovvero la imposizione di un vincolo di continuità sui parametri del modello.

5.3.2.2. *Vantaggi e svantaggi*

Le SVM possono essere viste come una tecnica alternativa per l'apprendimento di classificatori polinomiali, contrapposta alle tecniche classiche di addestramento delle reti neurali.
Le reti neurali ad un solo strato hanno un algoritmo di apprendimento efficiente, ma sono utili soltanto nel caso di dati linearmente separabili. Viceversa, le reti neurali multistrato possono rappresentare funzioni non lineari, ma sono difficili da addestrare a causa dell'alto numero di dimensioni dello spazio dei pesi e poiché le tecniche più diffuse, come la back-propagation, permettono di ottenere i pesi della rete risolvendo un problema di ottimizzazione non convesso e non vincolato che, di conseguenza, presenta un numero indeterminato di minimi locali.
La tecnica di addestramento SVM risolve entrambi i problemi: presenta un algoritmo efficiente ed è in grado di rappresentare funzioni non lineari complesse. I parametri caratteristici della rete sono ottenuti mediante la soluzione di un problema di programmazione quadratica convesso con vincoli di uguaglianza o di tipo box (in cui il valore del parametro deve essere mantenuto all'interno di un intervallo), che prevede un unico minimo globale.

5.3.2.3. *Campo di applicazione*

Alcune applicazioni dove le SVM sono state utilizzate con successo sono nell'elaborazione del linguaggio naturale, nell'identificazione di facce in immagini e nella classificazione di testi

5.3.2.4. *Esempi in letteratura*

Hsu, C., et. al.
Le SVM sono nate per una classificazione binaria. Come estenderle a classificazioni a molti valori è tuttora oggetto di studio. Le correnti principali di pensiero sono due; la prima cerca di combinare insieme parecchi classificatori binari. La seconda, oggetto del presente articolo, cerca di considerare tutte le classi in una volta. qui è proposta una tipologia di decomposizione dello spazio e i risultati sono paragonati con tre metodologie appartenenti al primo tipo.

Tipping, M. E., et. al.
Le RVM (relevance vector machine') sono una generalizzazione delle SVM; il loro vantaggio, usando un Bayesian learning framework è che per sviluppare un modello utilizzano una base di funzione di dimensioni molto inferiori alle SVM. In questo lavoro

le RVM sono definite, è dato un algoritmo per il loro calcolo, ed sono fatti alcuni esempi paragonati con le SVM

Müller, K., et. al.
Un introduzione alle SVM, kernel Fisher, analisi dei discriminanti e kernel PCA come esempio. Un breve riassunto della teoria di Vapnik-Chervonenkis (VC) e sviluppo di SVM in caso supervisionato e non con algoritmi e considerazioni pratiche. Esempi praticxi in OCR (riconoscimento caratteri) a analisi del DNA

Schölkopf, B., et. al.
Discussioni varie sullo spazio delle "features" e sulla sua geometria. In particolare dagli input all'immagine corrispondente nello spazio e come questa influenza le capacità del metodo SVM. E' descritta la metrica che governa la superficie in termini del kernel usando, come esempi, kernel polinomiali. Una tecnica di riduzione del rumore con kernel PCA è inoltre spiegata.

Suykens, J. A. K., et. al.
In questa letter è spiegato un metodo dei minimo quadrati per SVM. Nel caso di vincoli descritti da eguaglianze la soluzione è ottenuta da un set di equazioni lineari, invece che quadratiche come di solito.

Burges, C. J. C., et. al.
Si tratta di un tutorial che parte da un introduzione sulle teorie di Vapnik-Chervonenkis (VC) e minimizzazione del rischio. Poi descrive le SVM lineari per dati separabili e non attraverso esempi. Descrive inoltre come può essere implementrao l'apprendimento dell SVM ed il mapping effettuato dal kernel per costruire la soluzione, non lineare nei dati. Diversi tipi di funzioni kernel sono usate e spiegate.

Schölkopf, B., et. al.
Le SVM sono presentate come un nuovo tipo di macchina ad apprendimento statistico, che contengono classificatori polinomiali, reti neurali e funzioni a base radiale come un caso speciale. In questo lavoro è presentata una comparazione sperimentale tra queste macchine. Come esempio pratico è dimostrato come le SVM, applicate al database di manoscritti delle poste statunitensi, ottengono il, più alto livello di accuratezza nel riconoscimento dei caratteri.

5.3.2.5. *Possibilità di applicazione al sonar 3D*

Le SVM sono utili per decidere a quale classe appartiene un oggetto, quindi potrebbero essere utilizzate per il confronto tra un immagine sonar ed il set di oggetti di libreria una possibile identificazione dei candidati.

5.4. *Metodi di analisi omomorfa*

Che cosa si intende per elaborazione omomorfa dei segnali? In un sistema lineare vale il principio di sovrapposizione. Esso è molto noto in fisica ma per la teoria dei segnali un implicazione importante è che se un segnale è la somma di due segnali, la cui trasformata di Fourier occupa bande di frequenza differenti, allora è possibile separare le due componenti tramite un filtro lineare. E' quindi auspicabile prendere in considerazione una sottoclasse di sistemi non lineari che obbedisce ad un principio di

sovrapposizione generalizzato. Essi sono rappresentati da trasformazioni lineari tra spazi vettoriali di ingresso e di uscita e perciò sono chiamati sistemi omomorfi (un omomorfismo è un'applicazione tra due strutture algebriche dello stesso tipo che conserva le operazioni in esse definite, quindi una trasformazione algebrica che conserva le operazioni da non confondere con l'omeomorfismo, conservazione della forma)

5.4.1. *CEPSTRUM*

5.4.1.1. *Descrizione della tecnica*

Il cepstrum è uno dei metodi di analisi omomorfa.
Esso è il risultato della trasformata di Fourier allo spettro di potenza, espresso in decibel, di un segnale. Ovvero è l'antitrasformata del logaritmo della trasformata di Fourier del segnale. A volte viene chiamato lo spettro dello spettro ed il suo nome deriva dal capovolgimento delle prime quattro lettere della parola "spectrum". È stato definito nel 1963 (Bogert et al.). Matematicamente: cepstrum = FT(log(FT(il segnale))+j2πm). Il punto di partenza fu nel 1963 quando Bogert ed altri notarono che il logaritmo dello spettro di potenza di un segnale contenente un eco, ha una componente periodica additiva dovuta all'eco stesso; quindi la trasformata di questo logaritmo deve avere un picco al tempo corrispondente al ritardo dell'eco. In questo modo lavoriamo nel dominio del tempo, ma con tecniche che sono quelle tipiche del dominio della frequenza (da cui il nome ceptrum, anagramma della parola spettro). Il grafico del cepstrum è utile ad analizzare le velocità di cambiamento del contenuto spettrale di un segnale.

5.4.1.2. *Vantaggi e svantaggi*

Lavorando con la trasformata di Fourier si ha un importante proprietà nel dominio cepstrale: la convoluzione di due segnali può essere intesa come la somma dei loro cepstrum.

5.4.1.3. *Campo di applicazione*

Originariamente venne inventato per analizzare terremoti ed esplosioni oltre che analizzare le risposte ai segnali radar. Attualmente è uno strumento efficace per discriminare la voce umana nell'informatica musicale; è usato, infatti, per l'identificazione della voce e gli algoritmi di pitch detection (ricerca dell'altezza di una nota). Recentemente è stato preso in considerazione per ricerche di music retrieval (riconoscimento di un brano musicale dal suo suono). Un risultato del cepstrum è di separare l'energia che viene dalle corde vocali dal resto dell'energia proveniente dal tratto che percorre l'aria dalla gola all'esterno per produrre la voce.
La variabile indipendente del cepstrum è chiamata quefrenza. La quefrenza è una misura di tempo, ma non nel senso proprio di segnale che evolve nel dominio del tempo. (Vi è di mezzo il logaritmo nelle due operazioni di trasformata!). Per esempio se la frequenza di campionamento di un segnale audio è di 44100 Hz e c'è un alto picco nel cepstrum la cui quefrenza è di 100 campioni, il picco indica la presenza di un pitch

(altezza di una nota) alla frequenza di 44100/100 = 441 Hz. Questo picco appare nel cepstrum perché le armoniche nello spettro sono periodiche e il periodo corrisponde all'altezza (pitch) della nota
Sempre per giocare con l'anagramma delle parole, un filtro che opera nel dominio del cepstrum viene chiamato lifter (dal capovolgimento delle lettere della parola inglese filter). Un lifter passa basso è simile ad un filtro passa basso in frequenza. Si implementa moltiplicando il segnale per una finestra nel dominio del cepstrum e quando il risultato è riconvertito nel dominio del tempo il segnale assume un carattere più smooth (più morbido/armonioso).
L'uso principale del cepstrum è nella stima dei parametri della voce e nell' eliminazione dei riverberi ovvero la deconvoluzione di 2 segnali di cui 1 costituito da una sequenza di impulsi (es. radar, segnale sismico) ed il secondo un disturbo ritardato e/o sovrapposto al segnale emesso. Ci interessa la forma originale emessa oppure la struttura del riverbero.
Nel primo caso (analisi della voce umana) il cepstrum è allora utilizzato per separare la parte di segnale che contiene le informazioni di eccitazione (relative a parole ed altezza/pitch del suono) dalla funzione di trasferimento attuata dalla gola (che contiene il timbro della voce). L'azione di lifter (filtraggio nel dominio della quefrenza) ha come obiettivo appunto la separazione del segnale di eccitazione (parte alta della quefrenza) dalla funzione di trasferimento (parte bassa della quefrenza). In parole povere si assume che la voce possa essere rappresentata come la convoluzione di una forma d'onda impulsiva con un treno periodico di impulsi. La deconvioluzione mi permette di separali e di riconoscere la vocale (o consonante) pronunciate.
In caso di ambiente riverberante il segnale può essere rappresentato come un certo numero di repliche di un segnale principale sovrapposte e/o ritardate. Si distinguono due casi; il primo se sono interessato alla forma principale del segnale e voglio eliminare il riverbero (ad esempio nel ripristino di vecchie incisioni musicali) ed il secondo in cui la forma del riverbero da informazioni sulla struttura dell'ambiente che li ha determinati.

5.4.1.4. *Esempi in letteratura*

B. P. Bogert,, et. al.
Il lavoro originale ove il cepstrum è presentato per la prima volta.

D. G. Childers, et. al.
Questo lavoro è un pragmatico tutorial della letteratura sul cepstrum, focalizzato sul processamento dati. Sono trattai problemi quali phase unwrapping, linear phase components, spectrum notching, aliasing, oversampling tipici del caso. I vantaggi e gli svantaggi del "finestramento" del campioni sono analizzati, considerando anche la presenza di rumore. .

Davis, S. B., et. al.
Questo lavoro tratta del riconoscimento vocale, in particolare della rappresentazione parametrica delle sillabe nel parlato cosiddetto continuo. In particolare si focalizza sulle informazioni acustiche in parole monosillabiche e loro relazioni con la sintassi della frase completa. Per ogni set di parametri (generati dall'0anlisi cepstruim) è costruito un "tempolate" della parola di riferimento. Test successivi mostrano una performance di riconoscimento di circa il 96% per due parlatori.

Furui, S., et. al.

Una nuova tecnica per il riconoscimento vocale per parlato "telefonico" è qui descritta mediante il cepstrum. Una metrica di distanza dalla parola misurata e da quella nel data base è costruita; tale distanza forma una base decisionale di accettazione del fit.

Furui, S. ., et. al.
Nuova tecnica di riconoscimento per parole isolate basata su una combinazione di caratteristiche statiche e dinamiche, indipendente dal parlatore. L'operazione di "Spoken utterances" è alla base del riconoscimento; essa è rappresentata da sequenze temporali di coefficienti cepstrum ed energia. Il risultato migliora il semplice riconoscimento ottenuto usando i coefficienti originali del cepstrum.

Cannon, M., et. al.
Stima numerica della risposta in frequenza di due sistemi lineari, invarianti spazialmente, attraverso i quali un immagine è stata trattata. Miglioramento di uin immagine sfocata tramite cepstrum .

Dalpiaz, G., et. al.
Monitoraggio delle condizioni di ingranaggi basato sull'analisi delle vibrazioni sonore da essi prodotte. Fatica metallica e analisi tempo frequenza e cepstrale per monitorare lo sviluppo e la crescita delle lesioni che portano a rottura l'ingranaggio. Questo a prescindere dalla posizione del trasduttore acustico. Localizzazione del dente rotto.

Chang, M., et. al.
Identificazione della sfocatura di un immagine mediante bispectrum, estensione del classico metodo cepstrale. I vantaggi sono nella soppressione di termini additivi fittizi, particoalrtmente evidenti in caso di basso rapporto segnale rumore.

5.4.1.5. *Possibilità di applicazione al sonar 3D*

Il metodo potrebbe essere utilizzato come filtro del segnale per estrarre caratteristiche utili all'identificazione dell'oggetto che ha prodotto l'eco. Tuttavia anche in questo caso v valutata l'effettiva disponibilità dei dati e se questi sono sufficienti ad un elaborazione di questo tipo.

6. CONCLUSIONI E LAVORO FUTURO

Abbiamo brevemente rivisto un po' di letteratura relativa ad alcune tecniche collaudate e note utili allo scopo di identificare la natura dell'oggetto che ha prodotto l'eco nell'ambito del progetto STSS500, considerandone pregi e difetti. Alcune di esse saranno adesso implementate su dati simulati e reali per provarne l'efficacia. Questo sarà l' oggetto della seconda parte di questa relazione.

7. REFERENZE

[1] Andreucci et al. 1995, Tecnologie acustiche per la misura remota subacquea, la classificazione dei fondali e delle forme viventi, la profilazione dello spessore dei ghiacci, Rapporto Tecnico DUNE, DUN/ANT/TN-10, Roma

[2] Andreucci et al. 1996, Tecnologie acustiche per la classificazione dei fondali marini, Elaborazione delle misure in mare parte prima, Rapporto Tecnico DUNE, DUN/ANT/TN-08, Roma

[3] Andreucci et al. 1997, Tecnologie acustiche per la classificazione dei fondali marini, Elaborazione delle misure in mare parte seconda, Rapporto Tecnico DUNE, DUN/ANT/TN-12, Roma

[4] Balbi et al. 2007, Struttura dati per sonar 3D, Rapporto Tecnico WASS, STSS/W/RT/009.

[5] Blondel P. et al. 1998, Quantitative characterization of geological processes using sidescan sonar imagery, Proceed. of IEEE, London.

[6] Boardman 1992, SIPS User's Guide Spectral Image Processing System, Version 1.2

[7] Bogliolo M.P et al. 1998, Retrieving Ground Reflectance from MIVIS Data: A Case Study on Vulcano Island (Italy), 1st EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy, Remote Sensing Laboratories, University of Zurich, Switzerland, pp. 403-416.

[8] Carvalho Jr. et al. 2000, Spectral Correlation Mapper (SCM): An Improving Spectral Angle Mapper. In: Ninth JPL Airborne Earth Science Workshop. JPL Publication 00-18, pp. 65-74.

[9] Clark M. et al. 2005, Hyperspectral discrimination of tropical rain forest tree species at leaf to crown scales. Remote Sensing of Environment, 96, 375-398.

[10] Clark R.N. et al. 1995. Mapping Minerals, Amorphous Materials, Environmental Materials, Vegetation, Water, Ice and Snow, and Other Materials: The USGS Tricorder Algorithm. In: Summaries of the Fifth JPL Airborne Earth Science, Workshop, JPL Publication 95-1, v.1, p.39-40

[11] Colao et al. 2007, Scanning hyperspectral lidar fluorosensor: a new tool for fresco diagniostics, in Conservation Science 2007, Archetype Publication, London.

[12] Colao et al. 2008, Caratterizzazione spettroscopica dei rivestimenti di campioni immerse in acqua mediante LIF, Rapporto Tecnico ENEA, RT/2008/25/FIM

[13] Davis, 1973, Statistics and analysis in geology. New York, John Willey & Sons, Inc. 550 pp.

[14] Haralick R.M. et al. 1973, Textural features for image classification, IEEE Trans. SMC-3, 610-621.

[15] Kruse F.A. et al 1992, The Spectral Image Processing System (SIPS) - Software for Integrated Analysis of AVIRIS Data, Summaries of the 4th Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, JPL Pub-92-14

[16] Kruse F.A. et al. 1993a, Expert System-Based Mineral Mapping in Northern Death Valley, California/Nevada, Using the Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer, Remote Sens. Environ., Vol. 44, No. 2, pp. 309-336.

[17] Kruse, F.A. et al. 1993b, The spectral image processing system interactive visualization and analysis of imaging data. Remote Sensing of Environment, 44, 145-163

[18] Lavarini M. 2003, Un nuovo approccio per l'elaborazione dei segnali sonar in radio frequenza, Tesi di Laurea dell'Università di Tor Vergata, Roma.

[19] Loew M.H. et al. 2000, An approach to image classification in ultrasound, IEEE, 193-199.

[20] Marasco R. 2007a, Simulazione e confronto dei sistemi sonar per imaging a trasmissione convenzionale e a trasmissione angolo frequenza, Rapporto Tecnico WASS, STSS/W/RT/004

[21] Marasco R. 2007b, Caratteristiche dell'antenna del sistema STS500, Rapporto Tecnico WASS, STSS/W/RT/007

[22] Ning et al. 1994, Analysis of sedimentary bottom impulse response using a wide band sonar, IEEE, Vol. I, 813-818.

[23] Reed T.B. et al. 1989, Digital image processing for enhancement and classification of SeaMARC II side scan sonar imagery, J.Geophys. Res. 94, 7469-7490.

[24] Richardson L.L. et al. 1998, Identification and Classification of Mixed Phytoplankton Assemblages using AVIRIS image-derived Spectra, Summaries of the 8th JPL Airborne Earth Science Workshop.

[25] SEA BEAM® 1999, Multibeam sonar: Theory of operation, L3 communication SeaBeam instruments, Rev. B, East Walpole, USA.

[26] Seto W.W. 1965, Theory and problem of acoustics, McGraw Hill Book Company, New York.

[27] Steel R.G.D. et al. 1980, Principles and procedures of statistics. 2nd ed. NewYork, MacGraw-Hill.

[28] Sternlichtet D.D. al. 2003, Time-dependent seafloor acoustic backscatter, J.Acoust.Soc.Am., 114, 2709-2725.

[29] Tian J. et al. 2004, Automated detection classification of objects in side scan sonar imagery, Proceed. Of the Int. Conf. on Intelligent Mechatronics and Automation, Chengdu, China.

[30] USGS U.S. Geological Survey, 2008, http://www.csr.utexas.edu/ projects/rs/hrs/reference.html

[31] Waite A.D. 2005, Sonar for practicing engineers, 3rd ed, John Wiley and Son, Chichester.

[32] Winder A.A. 1975, Sonar system technology, IEEE Trans. On sonics and ultrasonics, 5, 291- 332.

[33] Yuhas R.H et al. 1992. Discrimination Among Semi-Arid Landscape Endmembers Using Spectral Angle Mapper Algorithm, Summaries of the 4th Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, JPL Pub-92-14, AVIRIS Workshop. Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, CA, pp. 147-150.

[34] Ning et al., Analysis of sedimentary bottom impulse response using a wide band sonar, ???, IEEE, Vol. I, 813-818, (1994).

[35] D.D.Sternlichtet al., Time-dependent seafloor acoustic backscatter, J.Acoust.Soc.Am., 114, 2709-2725, (2003).

[36] M.H.Loew et al., An approach to image classification in ultrasound, IEEE, ???, 193-199, (2000).

[37] Multibeam sonar: Theory of operation, L3 communication SeaBeam instruments, Rev. B, East Walpole USA, (1999).

[38] U.S. Geological Survey, http://www.csr.utexas.edu/projects/rs/hrs/reference.html

[39] Astrelin, A. V., Sokolov, M. V., Behnisch, T., Reymann, K. G., & Voronin, L. L. 1998). Principal component analysis of minimal excitatory postsynaptic potentials. Journal of Neuroscience Methods, 79(2), 169-186.

[40] Nasal, A., Buciński, A., Bober, L., & Kaliszan, R. (1997). Prediction of pharmacological classification by means of chromatographic parameters processed by principal component analysis. International Journal of Pharmaceutics, 159(1), 43-55.

[41] Thamke, I., Dürrschmid, K., & Rohm, H. (2009). Sensory description of dark chocolates by consumers. LWT - Food Science and Technology, 42(2), 534-539.

[42] Schölkopf, B., Smola, A., & Müller, K. -. (1998). Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem. Neural Computation, 10(5), 1299-1319. Comon, P. (1994).

[43] Independent component analysis, A new concept? Signal Processing, 36(3), 287-314. Wold, S., Esbensen, K., & Geladi, P. (1987).

[44] Principal component analysis. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2(1-3), 37-52. Moore, B. C. (1981).

[45] Principal Component Analysis In Linear Systems - Controllability, Observability, And Model Reduction. IEEE Transactions on Automatic Control, AC-26(1), 17-32. Kirschvink, J. L. (1980).

[46] The least-squares line and plane and the analysis of palaeomagnetic data. Geophysical Journal, Royal Astronomical Society, 62(3), 699-718.

[47] Hsu, C. -., & Lin, C. -. (2002). A comparison of methods for multiclass support vector machines. IEEE Transactions on Neural Networks, 13(2), 415-425. Chapelle, O., Vapnik, V., Bousquet, O., & Mukherjee, S. (2002). Choosing multiple parameters for support vector machines. Machine Learning, 46(1-3), 131-159.

[48] Tipping, M. E. (2001). Sparse bayesian learning and the relevance vector machine. Journal of Machine Learning Research, 1(3), 211-244.

[49] Müller, K. -., Mika, S., Rätsch, G., Tsuda, K., & Schölkopf, B. (2001). An introduction to kernel-based learning algorithms. IEEE Transactions on Neural Networks, 12(2), 181-201.

[50] Schölkopf, B., Mika, S., Burges, C. J. C., Knirsch, P., Müller, K. -., Rätsch, G., et al. (1999). Input space versus feature space in kernel-based methods. IEEE Transactions on Neural Networks, 10(5), 1000-1017.

[51] Suykens, J. A. K., & Vandewalle, J. (1999). Least squares support vector machine classifiers. Neural Processing Letters, 9(3), 293-300.

[52] Burges, C. J. C. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Data Mining and Knowledge Discovery, 2(2), 121-167.

[53] Schölkopf, B., Sung, K. -., Burges, C. J. C., Girosi, F., Niyogi, P., Poggio, T., et al. (1997). Comparing support vector machines with gaussian kernels to radial basis function classifiers. IEEE Transactions on Signal Processing, 45(11), 2758-2765.

[54] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine Learning, 20(3), 273-297.

[55] B. P. Bogert, M. J. R. Healy, and J. W. Tukey: "The quefrency alanysis of time series for echoes: cepstrum, pseudo-autocovariance, cross-cepstrum, and saphe cracking". Proceedings of the Symposium on Time Series Analysis (M. Rosenblatt, Ed) Chapter 15, 209-243. New York: Wiley, 1963.

[56] D. G. Childers, D. P. Skinner, R. C. Kemerait, "The Cepstrum: A Guide to Processing," Proceedings of the IEEE, Vol. 65, No. 10, October 1977, pp. 1428-1443.

[57] Estratto da "http://it.wikipedia.org/wiki/Cepstrum"

[58] Davis, S. B., & Mermelstein, P. (1980). Comparison Of Parametric Representations For Monosyllabic Word Recognition In Continuously Spoken Sentences. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ASSP-28(4), 357-366.

[59] Furui, S. (1981). Cepstral Analysis Technique For Automatic Speaker Verification. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ASSP-29(2), 254-272.

[60] Furui, S. (1986). Speaker-Independent Isolated Word Recognition Using Dynamic Features Of Speech Spectrum. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ASSP-34(1), 52-59.

[61] Noll, A. M. (1967). Cepstrum pitch determination. Journal of the Acoustical Society of America, 41(2), 293-309.

[62] Cannon, M. (1976). Blind deconvolution of spatially invariant image blurs with phase. IEEE Trans.Acoust.Speech Sign.Proc., 24(1), 58-63.

[63] Dalpiaz, G., Rivola, A., & Rubini, R. (2000). Effectiveness and sensitivity of vibration processing techniques for local fault detection in gears. Mechanical Systems and Signal Processing, 14(3), 387-412.

[64] Chang, M. M., Tekalp, A. M., & Erdem, A. T. (1991). Blur identification using the bispectrum. IEEE Transactions on Signal Processing, 39(10), 2323-2325

Edito dall' ENEA
Funzione Centrale Relazioni Esterne
Unità Comunicazione

Lungotevere Thaon di Revel, 76 - 00196 Roma

www.enea.it

Stampa: Tecnografico ENEA - CR Frascati

Finito di stampare nel mese di marzo 2009