

Aliante subacqueo dinamico Rete per l'ambiente Stima del campo

R. GRASSO
P. BRACA, membro IEEE
NATO STO CMRE
Spezia, Italia

S. FORTUNATI, Membro IEEE
F. GINI, Fellow, IEEE
MS GRECO, Fellow, IEEE
Università di Pisa
Pisa, Italia

Una rete di sensori dinamici coordinati di autonomi alianti subacquei per stimare tridimensionali variabili nel tempo viene proposto e testato campi ambientali. Integrazione con a rete di nodi di rete di superficie e consenso asincrono vengono utilizzati distribuire informazioni locali e ottenere la stima globale sul campo. Viene considerata la scarsità spaziale del campo e vengono acquisiti campioni di campo dispositivi di rilevamento della compressione. Test su dati simulati e reali dimostrare la fattibilità dell'approccio con relativo errore prestazioni entro il 10%.

Manoscritto ricevuto il 12 dicembre 2014; rivisto il 29 maggio 2015; rilasciato per la pubblicazione 1 settembre 2015.

DOI No. 10.1109 / TAES.2015.140935.

L'arbitraggio di questo contributo è stato curato da S. Marano.

Questo lavoro è stato finanziato dal Comando alleato della NATO Trasformazione (NATO-ACT) nell'ambito del progetto ACT000405, Conoscenza ambientale ed efficacia operativa - Decisioni in Ambienti oceanici incerti (EKOE-DUOE).

Indirizzi degli autori: R. Grasso, P. Braca, NATO STO CMRE, Viale San Bartolomeo 400, La Spezia, Italia; S. Fortunati, F. Gini, M. S. Greco, Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione, Università di Pisa, via G. Caruso 16, 56122 Pisa, Italia, E-mail: (grasso@cmre.nato.int).

0018-9251 / 16 / \$ 26,00 c 2016 IEEE

TRANSAZIONI IEEE SU SISTEMI AEROSPAZIALI ED ELETTRONICI VOL. 52, NO. 1 FEBBRAIO 2016

379

Uso autorizzato autorizzato limitato a: Università Ca'Foscari Venezia. Scaricato il 3 ottobre 2020 alle 10:40:59 UTC da IEEE Xplore. Si applicano limitazioni.


I. INTRODUZIONE

L'avvento e il miglioramento dell'autonomia la tecnologia dei veicoli subacquei è completamente nuova prospettive sul campionamento efficiente dell'oceano e persistentemente a costi realizzabili [1, 2]. In particolare, il capacità autonoma di reti di campionamento robotico, in grado per soddisfare in tempo reale i requisiti prescritti, mostre stima e previsione del campo oceanico di alta qualità. Al Allo stesso tempo, questo tipo di reti pone nuove sfide problemi riguardanti la gestione e l'automatico controllo di tali reti [3, 4]. Recenti progressi in tecniche di elaborazione del segnale statistico distribuito correlato al controllo e all'inferenza nel sensore dinamico le reti forniscono un solido quadro teorico da affrontare diverse sfide [5-9]. Inoltre, questo paradigma di rete autonoma di veicoli consente l'oceano campionamento con una quantità minima di supervisione umana.

Questo lavoro descrive un approccio per in modo ottimale stima di campi spaziali ambientali che variano lentamente in a moda distribuita da una flotta di subacquei autonomi veicoli (agenti), integrati con una rete di nodi di ritrasmissione (RN). L'architettura del sistema consente a tutti gli agenti e RN per convergere al campo stimato ottimale. Queste caratteristiche sono adatte, in particolare, per il controllo di una rete di veicoli sottomarini, dove ogni agente della rete può comunicare sporadicamente con uno o più RN (vedere Fig. 1).

Ci concentriamo su agenti, come gli alianti, eseguire comunicazioni.

Le comunicazioni agenti di aliante considerano i limiti tecnologici (di non dotato di modem). Gli agenti non si comunicano né sott'acqua né in superficie. Le comunicazioni sono solo asincrone in superficie tra gli agenti e a rete di RN che è raggiungibile da un veicolo con alta probabilità attraverso collegamenti satellitari / radio quando è al superficie. Comunicazioni sincrone in superficie tra gli agenti non sono fattibili perché è difficile da sincronizzare la fase di rivestimento dei veicoli. La rete di sensori immaginato in questo lavoro ha un'ampia estensione geografica per coprire vaste aree dell'ordine di decine / centinaia di chilometri. Per scambiare informazioni frequentemente, direttamente tra gli agenti, utilizzando sott'acqua comunicazioni, il raggio di comunicazione dovrebbe essere sufficientemente grande per evitare che i veicoli debbano farlo comunicano solo quando sono in prossimità di ciascuno altro. Considerando l'estensione tipica dell'indagine area e la bassa velocità dei veicoli (nominalmente 0.6 m / s), brevi distanze di comunicazione renderanno il scambio di informazioni molto scarso, degradando il complesso prestazioni del sistema. Ancora una volta, per il momento, a la capacità di comunicazione subacquea a lunga distanza va oltre i limiti tecnologici della classe considerata di veicoli. Tuttavia, la stima distribuita



Testo originale

We focus on the case of an underwater network of

[Contribuisci a una traduzione migliore](#)

L'architettura proposta può essere applicata alla mappa campi spaziali per qualsiasi parametro ambientale misurabile come la temperatura dell'acqua di mare e le proprietà ottiche, distribuzione del rumore acustico e concentrazione degli inquinanti. Inoltre, con alcune opportune modifiche, il sistema

Fig. 1. Struttura della rete di sensori.

algoritmo e controllo di rete proposti in questo lavoro è ancora valido, con piccole modifiche, qualora la tecnologia lo consenta per diverse architetture di comunicazione, come un annuncio rete ad hoc di nodi sottomarini dove passano gli alianti informazioni reciproche.

La Marina militare funge da gateway per le informazioni distribuire in modo asincrono le informazioni raccolte a livello locale da un sensore a tutti gli altri sensori. La stima globale del campo spaziale è, in questo modo, calcolato iterativamente e in qualche modo condiviso da tutti i nodi della rete. Il campo stimato può essere recuperato interrogando un nodo quando questo è raggiungibile dall'utente. L'informazione la diffusione si basa sul protocollo di consenso tra sensori e RN [7, 10- 12].

Gli RN che supportano la rete .i agenti subacquei gli alianti possono includere un singolo comando e controllo remoto centro comunicare con gli alianti in superficie attraverso a collegamento satellitare (come Iridium) [1], fisso oceanografico boe di superficie, veicoli di superficie (come gli alianti ondulati) [13, 14], e / o una nave madre oceanografica tutte collegate da collegamenti satellitari e / o radio o una combinazione dei precedenti opzioni. Normalmente, queste risorse di superficie vengono distribuite durante le campagne oceanografiche in modo che l'ulteriore il costo per configurarli come una rete di RN è trascurabile.

Si presume che il campo di interesse spaziale sia costante nel tempo o lentamente variando il tempo. Inoltre, anche noi si consideri il caso in cui il campo è spazialmente sparso, ovvero, il campo può essere rappresentato da una serie di informative componenti inferiore al numero totale di funzioni di base del dizionario utilizzate per rappresentarlo. Il l'algoritmo di stima si basa su un Kalman consapevole della scarsità filtro (SA-KF) [15, 16] per perfezionare la soluzione inserendo tenere conto dei vincoli di scarsità di campo. I sensori sono dotato di un dispositivo di rilevamento della compressione (CS) [17] comprimere le informazioni raccolte direttamente presso il fase di campionamento. In questo modo, i sensori possono funzionare a una frequenza di campionamento inferiore a quella del sensore originale preservare le informazioni e semplificare il campionamento hardware sul lato del front-end analogico [17].

La strategia di campionamento della rete è adattativa. Nel in particolare, viene ottimizzato il percorso di un agente della rete in modo tale che gli agenti siano costretti a trasferirsi in regioni più informative, ad esempio, vedere [9]. In altre parole, il file le misurazioni vengono raccolte nelle aree in cui il la stima è più imprecisa.

può diventare un target grid tracker come proposto in [15, 16], a dispositivo distribuito per attività di pastorizia nell'intelligence, o applicazioni per la sicurezza delle frontiere come suggerito in [18].

L'architettura può trovare impiego soprattutto nel caso di reti su larga scala di veicoli subacquei autonomi come alianti [1]. Questi veicoli in genere si comportano missioni subacquee che coprono vaste aree e per lungo tempo periodi di tempo (anche mesi). Possono comunicare con un centro di comando e controllo tramite un collegamento satellitare (o un file collegamento radio in prossimità della costa, navi madri, e / o veicoli di superficie) solo quando in superficie del mare e non può comunicare sott'acqua con altri veicoli o gateway attraverso un collegamento acustico a molto lungo raggio a causa al budget energetico e alle apparecchiature di comunicazione vincoli. Formano una piattaforma multipayload che trasporta a bordo di diversi sensori scientifici allo stesso tempo come conducibilità, sensori di temperatura e profondità, acqua di mare sensori di parametri ottici e idrofoni acustici, quindi il che implica un grande accumulo di dati nel veicolo sistema di archiviazione.

Questo lavoro segue le carte seminali [18, 19] su stima distribuita di campo spaziale mediante sensore dinamico reti in modo centralizzato e decentralizzato per i casi statici e dinamici. I protocolli proposti in questi lavori supponiamo che gli agenti vicini possano farlo comunicano continuamente. Questi documenti non prendere in considerazione le reti con intermittenza collegamenti di comunicazione e la scarsità del campo spaziale. Inoltre, i sensori funzionano alla velocità di Nyquist e non lo sono dotato di un dispositivo CS. Viene introdotto il SA-KF nel [15, 16], dove gli autori propongono un grid-tracking sistema sfruttando la scarsità intrinseca di scena di sorveglianza (che di solito è caratterizzata da un file numero di obiettivi molto inferiore al numero totale di celle della griglia). Il lavoro si occupa di sensori statici e il gli autori non suggeriscono alcuna applicazione al sensore dinamico reti.

Il nuovo contributo di questo articolo consiste in la progettazione e l'applicazione di una dinamica adattativa rete per la stima tridimensionale (3D) del campo oceanico in modo distribuito da una flotta di subacquea autonoma alianti. In particolare, l'originalità di questo lavoro è nel combinazione di tecniche avanzate ben note nel sensore reti, inferenza distribuita, controllo dinamico della rete, campionamento sparse, e nel loro uso in un oceanografico applicazione che è impegnativa. Il design risolve il problema limitazione della comunicazione sporadica e asincrona fattori, promuove un campo parsimonioso e compatto rappresentazione introducendo vincoli di scarsità spaziale, e comprime direttamente le informazioni acquisite nel file fase di campionamento utilizzando dispositivi CS.

Il documento mira a valutare le prestazioni del sistema per scenari specifici. Gli scenari qui riportati

Pagina 3

sono basati su 3D simulato statico e dinamico spazialmente campi radi e su un vero oceanografico non sparso modello di previsione della temperatura dell'acqua di mare, ovvero la Marine Coastal Ocean Model (NCOM) [20]. La media raggiunta errore relativo di stato stazionario tra il valore stimato e il il campo vero è entro il 10%.

Questo documento è organizzato come segue. La Sezione II prevede la panoramica del sistema. In particolare, il campo viene introdotta per prima la decomposizione; la stima del campo algoritmo basato su un'architettura KF centralizzata è descritto e il modello di dispositivo sensore CS a cui è abituato modificare l'equazione di misura KF originale è specificata; e le sottosezioni su SA-KF, legge sul controllo degli agenti e modello cinematico di aliante autonomo subacqueo vicino Sezione II. Nella Sezione III, l'architettura centralizzata è distribuito e il protocollo di consenso è dettagliato. Sezione IV fornisce i risultati della simulazione mentre la Sezione V termina il carta trarre conclusioni ed evidenziare il lavoro futuro.

II. STIMA CENTRALIZZATA

Questa sezione fornisce una panoramica del centralized algoritmo di stima del campo. Metodi per promuovere il sarà anche scarsità nella stima ai nodi locali introdotto. Il protocollo di consenso verrà descritto in dettaglio in seguito

controllo della rete. La versione CS dell'algoritmo è descritto, introducendo prima l'equazione di misura RD prima la SA-KF. Una descrizione dell'agente utilizzato in sono previste anche prove di simulazione, compresa la cinematica e i vincoli operativi e di comunicazione.

A. Stima centralizzata

La stima centralizzata dei coefficienti si basa su a rete di agenti che comunicano con un centro di fusione (FC) le loro stime locali sul campo in ogni fase temporale k . Il FC elabora le stime locali calcolandone la media per ottenerle la stima globale sul campo. L'algoritmo centralizzato dettagliato qui non è fattibile per una rete di alianti perché richiederebbe stime locali disponibili presso la FC a ciascuno passo temporale. Questo non è possibile perché i veicoli non comunicare acusticamente sott'acqua con l'FC, ma solo in superficie, tipicamente ogni 1-3 h, da a collegamento satellitare / radio. Il sistema centralizzato è quindi un ideale sistema che viene utilizzato per confrontare il consenso soluzione distribuita dettagliata nella Sezione III.

La fusione a livello di stima (simile a track-to-track fusione come in [21, 22]), piuttosto che la KF centralizzata soluzione che fonde le misure del sensore [18], ha

nella sezione III. La procedura di stima si basa sull'espansione del campo spaziale su base spaziale nota funzioni, ponderate da coefficienti sconosciuti che sono in variante temporale generale. Il campo spaziale da stimare può essere scritto come [18]:

$$g(\mathbf{r}; t) = \sum_{j=1}^L c_j(t) \psi_j(\mathbf{r}) = (\mathbf{r}) \mathbf{c}(t) \quad (1)$$

dove \mathbf{r} è il vettore di posizione spaziale nella regione di interesse (ad esempio 2D o 3D, in un riferimento cartesiano sistema), $\mathbf{c} = [c_1, \dots, c_L]^T$, c_j è il j -esimo coefficiente, $\psi_j(\mathbf{r})$ è la j -esima funzione di base e L è il numero totale delle funzioni di base. Per motivi di chiarezza, d'ora in poi, la variabile temporale t viene eliminata dal coefficiente espressioni. Data la base delle funzioni spaziali,

$(\mathbf{r}) = [\psi_1(\mathbf{r}), \dots, \psi_L(\mathbf{r})]$, il problema di stimare il campo scalare dalle misurazioni del sensore è equivalente a stimare il vettore coefficiente \mathbf{c} .

Assumiamo qui che il vettore di coefficiente \mathbf{c} sia scarso, cioè, il vettore coefficiente ha $K \ll L$ diverso da zero componenti la cui ampiezza e supporto sono sconosciuti. In questo caso, il vettore \mathbf{c} può essere convenientemente stimato utilizzando algoritmi che tengono conto della sua scarsità. Qui, usiamo un SA-KF, come suggerito in [15, 16]. Inoltre, gli agenti di rete considerati in questo lavoro sono dotati di un dispositivo di acquisizione di rilevamento sparse come il random demodolatore (RD) [17]. Il vettore coefficiente può essere stimato sequenzialmente a una frequenza di campionamento inferiore al Limite di Nyquist includendo nella misurazione KF equazione il modello di dispositivo sparse.

Le seguenti sottosezioni descriveranno in dettaglio la stima algoritmo in varie forme. In particolare, il centralizzato il modello viene introdotto per la prima volta, insieme al coordinato

stato scelto per diversi motivi. L'algoritmo di fusione usato qui è ottimale nell'errore quadratico medio minimo e il senso di massima verosimiglianza considerando i sensori stima come indipendente [21-23]. Perché questa ipotesi non è sempre vera, il processore FC è in generale non ottimale, ma con il vantaggio di ridurre complessità. Il FC (così come gli RN nel consenso algoritmo come descritto nella Sezione III) non esplicitamente promuovere la scarsità. Invece, la scarsità è promossa al livello locale dell'agente (vedere le sottosezioni IIB e IIC) e il le stime dei sensori sono fuse nell'FC (o negli RN) in modo simile a [24] in cui si trova un pool di soluzioni sparse media per migliorare la stima finale. Il fuso la stima viene quindi inviata ai sensori per reinizializzare il file stime locali. I sensori condividono indirettamente le informazioni tra di loro, e, perché gli agenti condividono lo stesso campo modello, le stime locali convergono in termini di supporto e ampiezza al vero vettore di stato globale dopo a fase transitoria. Inoltre, essendo il distribuito algoritmo di consenso basato sulla fusione dell'agente locale stime come dettagliato nella sezione III, il confronto con la soluzione centralizzata è più coerente e semplice. Il confronto con a è possibile anche una soluzione centralizzata a livello di misura, e può essere un ulteriore argomento per lavori futuri.

Rispetto a una soluzione in cui si scambiano gli agenti le loro misurazioni con FC (o RN) e il controllo della rete degli agenti è centralizzato come in [18], il approccio qui seguito, basato sulla fusione a livello di stima e il controllo dell'agente locale, ha una comunicazione più elevata in testa. Tuttavia, rende l'integrazione di nuovi agenti in rete più flessibile perché misura il modello non è richiesto alla FC e la FC non deve farlo conoscere il modello di misurazione degli agenti locali e la rete

GRASSO ET AL.: RETE DYNAMIC SUBWATER GLIDER PER LA STIMA DEL CAMPO AMBIENTALE

381

Uso autorizzato autorizzato limitato a: Università Ca'Foscari Venezia. Scaricato il 3 ottobre 2020 alle 10:40:59 UTC da IEEE Xplore. Si applicano limitazioni.

Pagina 4

configurazione spaziale in un dato passo temporale (il sensore le posizioni non sono necessarie alla FC). Inoltre, il locale controllo — basato sulla posizione dell'agente, la misurazione modello e la stima della covarianza (come descritto in dettaglio in sottosezione IID): è più robusto per la comunicazione fallimenti [25] perché un agente può applicare il controllo utilizzando stime locali invece di stime fuse presso la FC che non sono disponibili a causa di una mancata comunicazione [14].

La stima sequenziale dell'agente locale viene eseguita da a KF in cui il coefficiente dinamico è modellato da a equazione dello spazio degli stati lineare condivisa da tutti gli agenti:

$$\mathbf{c}_{io,k} = \mathbf{F}_k \mathbf{c}_{io,k-1} + \mathbf{G}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{n}_k, \quad (2)$$

dove \mathbf{F}_k è la matrice di transizione di stato, \mathbf{u}_k è a P -vettore colonna dimensionale del fattore di forzatura esogeno, pesato dalla matrice nota $L \times P$ \mathbf{G}_k , e \mathbf{n}_k sono Vettori di rumore indipendenti distribuiti gaussiani con matrice di covarianza nota $\mathbf{Q}_k = \text{diag}([\sigma_1^2, \dots, \sigma_L^2])$, dove $\sigma_{j,k}^2$ è la varianza del j -esimo coefficiente, con $j = 1, \dots, L$.

Ipotizzando una rete composta da N sensori, l' i -esimo il sensore, per $i = 1, \dots, N$, acquisisce ad ogni tempo il passo a misurazione rumorosa $y_{i,k}$ del campo. L' i -esimo sensore l'equazione di misura può essere espressa come segue:

$$y_{io,k} = \mathbf{h}_{io,k} \mathbf{c}_{io,k} + e_{io,k}, \quad (3)$$

dove $\mathbf{h}_{i,k} = [\psi_1(\mathbf{r}_{i,k}), \dots, \psi_L(\mathbf{r}_{i,k})]$ è la misura vettore $\mathbf{e}_{i,k}$ è la posizione dell' i -esimo sensore al passo temporale k . Lo scalare $e_{i,k}$ è un rumore casuale gaussiano non correlato, indipendente da \mathbf{n}_k , con varianza $[\mathbf{R}]_{i,k} = \rho_{e_{i,k}}$. Ogni Il sensore esegue la previsione KF e aggiorna i passaggi da fornire la stima sequenziale del vettore dei coefficienti $\mathbf{c}_{i,k}$ e il suo matrice di covarianza $\mathbf{C}_{i,k}$ alla FC. L'FC fonde il locale matrice delle informazioni, $\mathbf{D}_{i,k} = \mathbf{C}_{i,k}^{-1}$. Le informazioni locali vettore $\mathbf{g}_{i,k} = \mathbf{D}_{i,k} \mathbf{c}_{i,k}$ con una somma ponderata:

$$\mathbf{g}_k = \sum_{io=1}^N w_{io} \mathbf{g}_{io,k}, \quad (4)$$

$$\mathbf{D}_k = \sum_{io=1}^N w_{io} \mathbf{D}_{io,k}, \quad (5)$$

Fig. 2. Schema RD. Adattato da Tropp et al. [17].

B. Modello del sensore ed equazione di misurazione CS

CS fornisce sia il framework teorico che il strumenti pratici per affrontare in modo efficiente il campionamento e il ricostruzione di segnali sparsi [28, 29]. Il campionamento CS processo è modellato da un sistema lineare come segue:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x}, \quad (6)$$

dove $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_W]^T$ è un vettore sparse di W campioni acquisito al tasso di Nyquist, è un campionamento $M \times W$ matrice, con $M < W$, e $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_M]^T$ è un vettore di Misurazioni M CS. Se il vettore \mathbf{x} ha K sconosciuto componenti diverse da zero, con $K \ll W$, teoria CS afferma che \mathbf{x} può essere recuperato esattamente minimizzandone L_1 -norma vincolata da (6) da un numero di CS misure M proporzionali a $K \ln(W)$.

La teoria CS fornisce un modo per campionare in modo più efficiente segnali sparsi in cui la scarsità è in un dato lineare dominio trasformato. Questo è in genere eseguito da sviluppando dispositivi di campionamento analogico economici funzionanti in a frequenza di campionamento inferiore. Gran parte degli sforzi di ricerca in CS è dedicato all'implementazione di schemi di campionamento che può essere modellato da (6) con matrici di campionamento casuale. Il dispositivo RD, proposto in [17] (vedere Fig. 2), consiste in primo luogo modulando il segnale di ingresso analogico $x(t)$ con un sequenza casuale analogica $p_c(t)$ di impulsi a Nyquist rate (la sequenza del chip) con ampiezza che prende ± 1 valori equiprobabili. Il modulatore è seguito da un integratore e un dispositivo sample-and-hold che funziona a frequenza di campionamento inferiore rispetto a Nyquist. Se il tempo di osservazione è normalizzato a 1, il tasso di Nyquist è $1/W$, l'integrazione viene eseguita nell'intervallo $[t, t - 1/M)$ e il

e quindi recupera il vettore del coefficiente globale come $\hat{\mathbf{c}}_k = \mathbf{D}_{k-1}^{-1} \mathbf{g}_k$ e la sua matrice di covarianza come $\mathbf{C}_k = \mathbf{D}_{k-1}$. Il FC trasmette le stime globali ai sensori per l'aggiornamento delle stime locali con quelle globali.

In linea di principio, l'equazione dinamica e il l'equazione di misura può essere non lineare. In questo caso, a filtro sequenziale non lineare come il KF inodore [26] può essere usato. In questo lavoro viene considerato solo il caso lineare. Quando la dinamica dei coefficienti è sconosciuta, (2) lo è usato con $\mathbf{F}_k = \mathbf{I}_L$ e $\mathbf{G}_k = \mathbf{O}_{L \times P}$ (\mathbf{I}_L è $L \times L$ matrice identità e $\mathbf{O}_{L \times P}$ è la matrice $L \times P$ che ha tutto zero voci) e con σ_2

come parametri liberi che possono essere sintonizzati per regolare la velocità alla quale il sistema si adatta stima alla dinamica reale dei coefficienti [27]. Il compromesso da considerare è tra la risposta del filtro del sistema e l'errore residuo stimato [27].

sample-and-hold dispositivo funziona ad una velocità pari a $1/M$. Alla fine del tempo di osservazione, il dispositivo fornisce a

vettore di M campioni dato da (6). La matrice di campionamento che modella l'RD in (6) può essere scomposto come prodotto di due matrici, $\mathbf{H} = \mathbf{H}_1 \mathbf{H}_2$, dove

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}/M & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{1} & \mathbf{1} & \mathbf{1} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{1} & \mathbf{1} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \dots & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{1} & \mathbf{1} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (7)$$

è una matrice $M \times W$ che simula l'integrazione e $\mathbf{H}_2 = \text{diag}([p_0, \dots, p_{W-1}]^T)$, con $p_j = \pm 1$, una sequenza di simboli binari equiprobabili che simulano il chip sequenza. Ogni riga di \mathbf{H} contiene una sequenza di 1 con lunghezza di $B = W/M$ campioni a partire da $(mB + 1)$ th colonna, con $m = 0, \dots, M - 1$.

382

TRANSAZIONI IEEE SU SISTEMI AEROSPAZIALI ED ELETTRONICI VOL. 52, NO. 1 FEBBRAIO 2016

Uso autorizzato autorizzato limitato a: Università Ca'Foscari Venezia. Scaricato il 3 ottobre 2020 alle 10:40:59 UTC da IEEE Xplore. Si applicano limitazioni.

Pagina 5

Fig. 3. Stima KF centralizzata da campioni CS di campo scalare.

In questo lavoro, ogni sensore è dotato di un dispositivo CS come il RD. Il KF locale elabora direttamente il CS campioni che lavorano a una frequenza di campionamento inferiore a quella di Nyquist (vedi Fig.3). Per consentire a KF di elaborare tali campioni, l'equazione di misurazione, ovvero (3), deve essere modificato per modellare adeguatamente il processo di campionamento RD. Se B è il blocco CS dei campioni Nyquist ponderati in base a la sequenza del chip e quindi la media, il campione CS a tempo $k = mB$ della i esima sensore è:

$$y_{i,mB} = \frac{1}{B} \mathbf{p}_{i,mB}^T \mathbf{H}_{i,mB} \mathbf{c}_{i,mB} + \frac{1}{B} \mathbf{p}_{i,mB}^T \mathbf{c}_{i,mB}, \quad (8)$$

dove

$$\mathbf{H}_{i,mB} = [\mathbf{h}_{i,mB-B+1}^T, \dots, \mathbf{h}_{i,mB-1}^T, \mathbf{h}_{i,mB}^T] \quad (9)$$

e

$$\mathbf{h}_{i,mB-b} = [\psi_1(\mathbf{r}_{i,mB-b}), \dots, \psi_L(\mathbf{r}_{i,mB-b})] \quad (10)$$

Con $b = B - 1, \dots, 0$. $\mathbf{p}_{i,mB} = [p_{i,mB,1}, \dots, p_{i,mB,B}]^T$ è la sequenza casuale del chip dell' i -esimo sensore e $\mathbf{e}_{i,mB} = [e_{i,mB-B+1}, \dots, e_{i,mB}]^T$ è la sequenza di rumore in (3), per $k = mB - B + 1, \dots, mB$. Il locale KF prevede la misura utilizzando (8) e aggiorna il coefficiente stima previsione $\hat{\mathbf{c}}_{i,mB|(m-1)B} = \mathbf{F}_{i,mB} \hat{\mathbf{c}}_{i,(m-1)B} + \mathbf{G}_{i,mB} \mathbf{u}_{i,mB}$ utilizzando l'innovazione tra l'attuale misura e quella prevista. Il finale l'equazione di misura è:

$$y_{i,mB} = \mathbf{q}_{i,mB}^T \mathbf{c}_{i,mB} + \mathbf{e}_{i,mB} \quad (11)$$

dove

$$\mathbf{q}_{i,mB} = \frac{1}{B} \mathbf{p}_{i,mB}^T \mathbf{H}_{i,mB} \quad (12)$$

$\mathbf{e}_{i,mB} = \mathbf{p}_{i,mB}^T \mathbf{e}_{i,mB}/B$, è un rumore casuale gaussiano avente la stessa varianza di $e_{i,k}$ (questo è dovuto alla scelta particolare della sequenza dei chip).

C. SA-KF

Per sfruttare la struttura sparsa di vettore coefficiente, il KF locale applica un ulteriore passaggio successivo all'aggiornamento della misura che affina il coefficiente stima che imponga la scarsità (vedere Fig.4). Il filtro è ispirato al cosiddetto SA-KF come proposto in [15, 16]. Questo filtro sostituisce il classico passaggio di aggiornamento di Kalman con un algoritmo iterativo di discesa del gradiente inizializzato da la stima del vettore di stato previsto al fine di minimizzare a

funzionale a tre termini che include la norma L_1 dello stato vettore. L'approccio seguito qui è simile a [15, 16] con la minimizzazione iterativa inizializzata dallo stato stima vettoriale aggiornata dal classico aggiornamento di Kalman passo. In particolare, la fase di affinamento consiste nel minimizzando una funzione di costo composta da tre additivi termini: 1) l'errore quadratico fra il coefficiente $\mathbf{c}_{i,mB}$ e la stima di Kalman $\hat{\mathbf{c}}_{i,mB}$, ponderata per $\mathbf{C}_{i,mB}^{-1}$; 2) il errore quadratico tra il vettore di misura $y_{i,mB}$ e la misura prevista $\mathbf{q}_{i,mB}^T \mathbf{c}_{i,mB}$; e 3) la norma L_1 del vettore coefficiente, cioè il termine che promuove scarsità nella soluzione, ponderata da un parametro costante λ_{SA} che controlla il compromesso del bias di scarsità [15, 16].

La stima raffinata del vettore coefficiente è ottenuta minimizzando la seguente funzione di costo:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{c}}_{i,mB} &= \arg \min_{\mathbf{c}_{i,mB}} [J_{SA}(\mathbf{c}_{i,mB})] \\ &= \arg \min_{\mathbf{c}_{i,mB}} \left[\left\| \mathbf{c}_{i,mB} - \hat{\mathbf{c}}_{i,mB} \right\|_{\mathbf{C}_{i,mB}^{-1}}^2 + \left\| y_{i,mB} - \mathbf{q}_{i,mB}^T \mathbf{c}_{i,mB} \right\|_{R_{i,mB}}^2 + \lambda_{SA} \left\| \mathbf{c}_{i,mB} \right\|_1 \right] \end{aligned} \quad (13)$$

L'equazione (13) è risolta iterativamente da uno stocastico algoritmo di discesa del gradiente. Dato lo stato del coefficiente equazione di transizione, ovvero (2), con $\mathbf{F}_k = \mathbf{I}_L$ e $\mathbf{G}_k = \mathbf{O}_{L \times P}$ e la matrice di misura (12), la pendenza del costo funzione in (13) può essere scritta come:

$$\begin{aligned} \nabla J_{SA}(\mathbf{c}_{i,mB}) &= 2 \left[-\mathbf{C}_{i,mB}^{-1} (\mathbf{c}_{i,mB} - \hat{\mathbf{c}}_{i,mB}) - \mathbf{q}_{i,mB}^T \mathbf{R}_{i,mB}^{-1} (y_{i,mB} - \mathbf{q}_{i,mB}^T \mathbf{c}_{i,mB}) + \lambda_{SA} \mathbf{1}_L \right] \end{aligned} \quad (14)$$

ciò è valido per coefficienti positivi per i quali la norma L_1 è differenziabile.

La soluzione raffinata si trova ripetendo quanto segue equazione:

$$\hat{\mathbf{c}}_{i,mB}(l+1) = \hat{\mathbf{c}}_{i,mB}(l) - \gamma_{SA} \nabla J[\hat{\mathbf{c}}_{i,mB}(l)], \quad (15)$$

dove γ_{SA} è un parametro della dimensione del passo di aggiornamento, fino all'errore tra $\hat{\mathbf{c}}_{i,mB}(l+1)$ e $\hat{\mathbf{c}}_{i,mB}(l)$ è inferiore a una determinata soglia o dopo un numero massimo di iterazioni. L'iterazione inizia con la stima del coefficiente all'uscita di stadio KF regolare, cioè $\hat{\mathbf{c}}_{i,mB}(0) = \hat{\mathbf{c}}_{i,mB}$. Il preventivo può anche essere vincolato; in caso di vincoli di non negatività, per esempio, la stima (15) può essere proiettata sul orthant non negativo come proposto in [15, 16].

In questo lavoro, una modifica all'algoritmo (13) è proposto in cui il termine L_1 -norm è sostituito da a approssimazione livellata della norma L_0 del coefficiente

Pagina 6

vettore [30]:

$$\begin{aligned} F_{\zeta_{SA}}(\mathbf{c}_{i,mB}) &= L - \sum_{j=1}^{\Sigma} \exp(-c_{2,io,j,mB}/2\zeta_{SA}), \\ &= L - \sum_{j=1}^{\Sigma} f_{\zeta_{SA}}(\mathbf{c}_{i,j,mB}) \end{aligned} \quad (16)$$

indicato come normale L_0 livellato (normale SL_0). Il limite di (16) come ζ_{SA} avvicina zero è il L_0 -norm della vettore coefficiente, cioè

$$\lim_{\zeta_{SA} \rightarrow 0} F_{\zeta_{SA}}(\mathbf{c}_{i,mB}) = \|\mathbf{c}_{i,mB}\|_0. \quad (17)$$

La norma SL_0 è una migliore approssimazione della L_0 -normale, ed è differenziabile ovunque. Equazione (16) può essere incluso nella funzione obiettivo (13) con un piccolo ζ_{SA} , invece della norma L_1 , e il risultato la funzione obiettivo può essere ridotta al minimo utilizzando il gradiente (15), con il vettore gradiente uguale a:

$$\nabla F_{\zeta_{SA}}(\mathbf{c}_{i,mB}) = \frac{1}{\zeta_{SA}} [c_{i,1,mB} f_{\zeta_{SA}}(\mathbf{c}_{i,1,mB}), \dots, c_{i,L,mB} f_{\zeta_{SA}}(\mathbf{c}_{i,L,mB})]^T. \quad (18)$$

Il preventivo finale viene poi aggiornato con il raffinato soluzione, cioè $\mathbf{c}_{i,mB} = \hat{\mathbf{c}}_{i,mB}$, accettando l'approssimazione di considerare la covarianza della stima finale pari a la covarianza all'uscita del KF regolare.

Hanno diversi approcci per imporre la scarsità nella KF stato proposto in letteratura diverso da [15, 16], come come quello basato sulle norme di pseudomisurazione e quasinnorms come descritto in [31]. Sezione IV rapporti a confronto tra le procedure di raffinazione proposte qui, la classica SA-KF in [15, 16], e il approccio di pseudomisurazione in [31], dimostrando che il primo approccio supera gli altri utilizzando lo stesso numero di iterazioni.

D. Controllo della rete

A seguire [18], il controllo del sensore locale è dato da aggiornare la posizione dell'agente al fine di minimizzare il covarianza media della stima del campo scalare al momento passo $k+1$ rispetto alla posizione dell'agente. Il campo la covarianza è data da:

$$J = \int_{UN} (\mathbf{r})^T \mathbf{C}_{i,k+1} \mathbf{r}(\mathbf{r}) dA, \quad (19)$$

dove l'integrazione è su tutta l'area di interesse, con $A \in \mathbb{R}^2$ o $A \in \mathbb{R}^3$, in cui si trova la rete di agenti vincolato a funzionare. Come in [18], il modello dinamico di l' i -esimo agente è

$$\mathbf{r}_{io,k+1} = \mathbf{r}_{io,k} + \mathbf{f}_{io,k}, \quad (20)$$

dove l'ingresso di controllo $\mathbf{f}_{i,k}$ è implementato da un gradiente legge di controllo come segue:

$$\mathbf{f}_{io,k} = -S \frac{\partial J}{\partial \mathbf{r}_i} \Big|_{\mathbf{r}_{io} = \mathbf{r}_{io,k}}, \quad (21)$$

dove

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{r}_i} = \int_{UN} (\mathbf{r})^T \frac{\partial \mathbf{C}_{i,k+1}}{\partial \mathbf{r}_i} \mathbf{r}(\mathbf{r}) dA, \quad (22)$$

e S è un guadagno costante.

Secondo [18], La n -esima componente del controllo il vettore di input, con $n = 1, 2, 3$ nel caso 3D, è dato da un'espressione che coinvolge la matrice di covarianza dello stato, il matrice di misura (10) e il suo gradiente rispetto a la posizione dell'agente:

$$f_{io,n} = 2SR_{io}^{-1} \int_{UN} (\mathbf{r})^T \frac{\partial \mathbf{h}_{io}}{\partial \mathbf{r}_{i,n}} (\mathbf{r}_{io}) \mathbf{h}_{io}(\mathbf{r}_{io})^T \mathbf{r}(\mathbf{r}) dA, \quad (23)$$

dove $\mathbf{h}_i(\mathbf{r}_i)$ è la matrice di misurazione dell'agente (10) in dominio non compresso, $\mathbf{r}_i = [r_{i,1}, r_{i,2}, r_{i,3}]^T$ e $R_i = \rho_2$. L'indice del passo temporale è stato eliminato per il bene di chiarezza. Come mostrato in (23), la legge di controllo dipende da posizione dell'agente attraverso la matrice di misurazione. Il derivate della matrice di misurazione rispetto a $\mathbf{r}_{i,n}$:

$$\frac{\partial \mathbf{h}_i}{\partial \mathbf{r}_{i,n}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \psi_1(\mathbf{r}_i)}{\partial r_{i,n}}, \dots, \frac{\partial \psi_L(\mathbf{r}_i)}{\partial r_{i,n}} \end{bmatrix}, \quad (24)$$

nel caso $\psi_j(\mathbf{r}_i)$ (con $j = 1, \dots, L$) è una base radiale gaussiana funzione (RBF) con dato vettore medio $\mathbf{r}_j = [r_{j,1}, r_{j,2}, r_{j,3}]^T$ e il parametro di diffusione β_j , sono dati da:

$$\frac{\partial \psi_j(\mathbf{r}_i)}{\partial r_{i,n}} = -2 \frac{r_{io,n} - r_{j,n}}{\beta_j^2} \psi_j(\mathbf{r}_i), \quad (25)$$

con $\psi_j(\mathbf{r}_i) = \exp(-\|\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j\|^2 / \beta_j^2)$.

Nel sistema centralizzato ideale, la legge di controllo può essere applicato dall' i -esimo agente in ogni fase temporale k . La traiettoria seguito dall'agente è quello che glielo permetterebbe raccogliere in modo ottimale misurazioni non compresse lungo il file modo. È possibile utilizzare un'approssimazione applicando il legge di controllo ad ogni $k = mB$ in modo che la prima posizione all'interno la successiva finestra di campionamento CS, in $k = mB + 1$, è ottimo. Questo è il metodo utilizzato nelle simulazioni per confrontare il consenso centralizzato e quello distribuito soluzioni come riportato nella Sezione IV. In entrambi i casi, il file Previsione di Kalman della matrice di covarianza, $\hat{\mathbf{C}}_{i,k+1|k}$, è effettivamente utilizzato in (23) per calcolare il vettore di controllo. Nel caso di un agente di aliante, nella distribuzione basata sul consenso sistema, il controllo viene applicato quando il veicolo è in superficie. La dinamica degli agenti (20) è adattata, come specificato nella sottosezione seguente, per modellare il comportamento di un veicolo aliante subacqueo avente una velocità costante (in l'assenza di corrente marina), un piano verticale vincolato dinamico e un sistema di guida waypoint. Il controllo legge in questo caso viene utilizzata per orientare in modo ottimale la direzione di il veicolo sul piano orizzontale verso il nuovo waypoint.

E. Modello cinematico dell'agente: The Underwater Glider

In questo lavoro, alianti autonomi subacquei [1] siamo considerato per testare l'architettura di rete su simulato scenari. Normalmente, in una tipica configurazione di missione, un aliante

Pagina 7

Fig. 5. Piano di missione dell'aliante: (a) waypoint e linee di corsia in orizzontale piano e (b) traiettoria yo-yo nel piano verticale.

Fig. 6. Agente e struttura RN.

si muove attraverso uno spazio 3D seguendo la forma di un dente di sega traiettoria sul piano verticale e un elenco di waypoint nel file

piano orizzontale come in Fig. 5 per acquisire le misure lungo la colonna d'acqua. Il veicolo può essere programmato emergere in ogni waypoint (tipicamente ogni 1-3 h). Il la traiettoria è composta da un certo numero di tuffi / salite cicli nell'intervallo tra due waypoint. I dati, raccolte lungo la colonna d'acqua, vengono immagazzinate e infine trasmesse in superficie a una sala di controllo per essere utilizzate successivamente, ad esempio, negli algoritmi di assimilazione per le previsioni oceaniche.

Il modello dinamico dell'aliante considerato in questo lavoro assume una velocità costante senza corrente d'acqua disturbi (gli effetti della corrente d'acqua saranno oggetto di indagini future), costretto a seguire uno yo-yo traiettoria nel piano verticale con data salita e profondità dell'obiettivo di immersione [32]. L'aliante, in assenza di correnti, naviga nel piano verticale lungo uno yo-yo segmento con angolo di passo costante φ . Il vettore di controllo (21) viene normalizzato e moltiplicato per la velocità totale dell'aliante V per tenere conto del vincolo di velocità costante:

$$\mathbf{f}_{io, mB} = V \mathbf{f}_{io, mB} / \|\mathbf{f}_{io, mB}\| \quad (26)$$

Perché il passo del veicolo viene mantenuto costante durante una fase di immersione / salita, il piano orizzontale 2D componenti di (26) sono utilizzati nella legge di controllo, in ciascuno aliante che emerge quando viene raggiunto un waypoint, a sterzare in modo subottimale la direzione del veicolo verso una nuova waypoint [14] da raggiungere dopo un determinato tempo medio, tipicamente da 1 a 3 h.

III. ALGORITMO DI CONSENSO DISTRIBUITO

In questa sezione, il modello centralizzato della Sezione II è modificato per superare i vincoli fisici operativi di un tipico veicolo aliante subacqueo e per consentire l'implementazione e controllo automatico di una rete di tali veicoli in modo decentralizzato. Il risultato l'architettura di rete ha una topologia di commutazione [33] ed è basato sul paradigma del consenso [34, 35] in cui la informazione è diffusa tra gli agenti attraverso le RN, che fungono da gateway di informazioni. La Fig. 6 mostra il file struttura di base di un singolo agente e una Marina militare e il flusso di informazioni tra di loro.

A. Protocollo di consenso

Le seguenti ipotesi sono fatte per la proposta modello di rete. Gli agenti possono comunicare con un RN all'indirizzo

istanti casuali. Gli agenti non possono comunicare tra di loro altro. Ciascun agente stima in sequenza il coefficiente vettore mediante un SA-KF da campo locale misurazioni acquisite da un dispositivo CS come RD (vedere i dettagli nella Sezione II).

Ogni agente aggiorna la propria posizione applicando il controllo legge e utilizzando la previsione locale del coefficiente stimare la matrice di covarianza. Agenti che comunicano con gli RN trasmettono la loro stima del vettore di coefficiente locale e covarianza; non vengono fornite misurazioni sul campo al Marina militare. Gli RN distribuiscono la loro stima (vettore coefficiente stima e covarianza) agli agenti collegati e RN aggiornare la stima del vettore dei coefficienti e la covarianza di combinando le stime dell'agente locale, se disponibili, attraverso l'algoritmo di consenso medio [10, 11] o propaga la stima precedente se non ci sono agenti collegato. Gli agenti collegati agli RN aggiornano il proprio locale stime (vettore coefficiente e covarianza) utilizzando RN stime attraverso il consenso medio.

Il protocollo consente alle informazioni globali di flusso intermittente nella rete attraverso RN con a comportamento collaborativo tra gli agenti che emergono sopra la superficie del mare per avviare la comunicazione. Realistico le simulazioni numeriche mostrano che tutte le stime degli agenti locali e le stime RN convergono statisticamente vicino al vero vettore coefficiente globale (cioè, la rete raggiunge un consenso).

La rete di agenti e RN può essere modellata come un grafo non orientato con una topologia abbozzata in Fig. 7. L'intera rete ha un insieme di $N + N_r$ nodi, $N \equiv \{1, 2, \dots, N + N_r\}$, con $\{N, \dots, N + N_r\}$ il

glider calcola la correzione della rotta di navigazione per puntare al waypoint successivo secondo la legge di controllo nella sottosezione IID e quindi inizia un nuovo ciclo di fasi di immersione / salita. Viene applicato il prossimo aggiornamento della soluzione quando l'aliante raggiunge il prossimo waypoint in $k_{i, w+1} = m_{i, w} B + i$ con i una variabile casuale con data distribuzione statistica. In questo lavoro, i_{io} sono un'uniforme variabile casuale con un dato valore medio, cioè a parametro di missione dell'aliante preprogrammato di solito tra 1 e 3 h, entro un dato intervallo, tipicamente da 15 a 30 min ampio, al fine di modellare l'incertezza dovuta a fattori ambientali che influenzano la navigazione del veicolo (come correnti d'acqua sconosciute).

La fase di aggiornamento del consenso in questo contesto è completamente asincrono. Con la rete data topologia, la comunicazione diretta tra agenti di aliante non è possibile. Tuttavia, i sensori combinano indirettamente i loro stime tra di loro tramite le RN. Gli RN consentire la diffusione delle informazioni attraverso la rete e la convergenza di eventuali stime dell'agente locale al statistica globale.

IV. RISULTATI

In questa sezione, il sistema viene testato simulando un file rete di alianti subacquei che trasportano a bordo a sensore per la misurazione dei parametri ambientali, come il temperatura dell'acqua di mare. In tutti i test, la rete ha un RN. Vengono considerati due scenari simulati. Il primo è statico e include un campo sparso simulato come somma di RBF gaussiani a coefficienti costanti. Il secondo è dinamico e simula un campo utilizzando gli stessi RBF

indici degli RN e una matrice di adiacenza data da:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \overbrace{1 \dots 1}^{N_r} & \overbrace{1 \dots 1}^{N_r} & \dots & \overbrace{1 \dots 1}^{N_r} \\ & \overbrace{1 \dots 1}^{N_r} & \dots & \overbrace{1 \dots 1}^{N_r} \\ & & \dots & \overbrace{1 \dots 1}^{N_r} \\ \overbrace{1 \dots 1}^{N_r} & \overbrace{1 \dots 1}^{N_r} & \dots & \overbrace{1 \dots 1}^{N_r} \end{bmatrix}, \quad (27)$$

che definisce l'insieme di tutti i possibili bordi del grafico $\mathcal{E} \equiv \{(i, l) | A_{i,l} = 1, i, l \in N\}$, con $A_{i,l}$ la i -esima riga e l -esimo elemento colonna di \mathbf{A} . In realtà, la struttura del la rete è dinamica, cioè, ad ogni passo temporale k , c'è un sottoinsieme $\mathcal{E}_k \subseteq \mathcal{E}$ di archi attivi, dove uno spigolo $(i, l) \in \mathcal{E}_k$, con $i, l \in N$, è attivo se il nodo i può comunicare con il nodo l . Ad ogni $k = mB$, il consenso l'algoritmo è applicato alle stime locali di matrici delle informazioni $\mathbf{D}_{i, mB} = \mathbf{C}_{i, mB}^{-1}$ e le informazioni vettori $\mathbf{g}_{i, mB} = \mathbf{D}_{i, mB} \mathbf{c}_{i, mB}$ in ogni nodo, incluso il RN (s):

$$\mathbf{g}_{i, mB} = \sum_{l \in N_{i, mB}} w_{i, l, mB} \mathbf{g}_{l, mB}, \quad (28)$$

$$\mathbf{D}_{i, mB} = \sum_{l \in N_{i, mB}} w_{i, l, mB} \mathbf{D}_{l, mB}, \quad (29)$$

dove $N_{i, mB}$ è l'insieme dei nodi vicini dell' i -esimo nodo (il nodo i è incluso nell'insieme) al passo temporale $k = mB$ e $w_{i, l, mB}$ sono parametri di ponderazione. Una volta che il consenso è stata applicata la stima del coefficiente aggiornata

e la covarianza associata per l' i -esimo nodo sono

$$\mathbf{c}_{i,mb} = \mathbf{D}_{i,mb}^{-1} \mathbf{g}_{i,mb} \mathbf{c}_{i,mb} \mathbf{C}_{i,mb} = \mathbf{D}_{i,mb}^{-1} \mathbf{g}_{i,mb} \mathbf{c}_{i,mb} \mathbf{C}_{i,mb}, \text{ rispettivamente. Il}$$

la scelta dei pesi nell'aggiornamento del consenso è fondamentale per garantire determinate proprietà e asintotiche convergenza. In particolare, in questo lavoro, il Metropolis i pesi sono considerati:

$$W_{i,mb} = \prod_{l \in N_{i,mb} \setminus i} \frac{1}{1 + \max(d_{i,mb}, d_{l,mb})} \quad (i, l) \in E_{mb}$$

altrimenti

$$W_{i,mb} = 0 \quad (30)$$

con $d_{i,mb} = |N_{i,mb}|$ la cardinalità di $N_{i,mb}$. Questa scelta è nella media conservazione e per alcuni problemi di consenso distribuito, fornisce convergenza asintotica a una soluzione globale in condizioni miti sulla sequenza di insiemi di archi attivi E_k .

Nel caso di una rete di alianti subacquei, l' i -esimo il sensore di campo applica il consenso se è collegato a una RN, in superficie, dopo aver raggiunto un waypoint. Definire il passo temporale in cui l' i -esimo sensore raggiunge il w -th waypoint alla superficie come $k_{i,w} = m_{i,w} B$. Il sensore e il RN collegati scambiano le loro stime attuali con ciascuno altro (vettore coefficiente e covarianza associata) e applicare localmente l'algoritmo di consenso. Il la comunicazione avviene tramite una radio o un collegamento satellitare.

come lo scenario precedente con sinusoidale variabile lentamente coefficienti. Entrambi gli scenari sono in 3D. Stime delle prestazioni della rete sono stimate attraverso Mont Carlo simulazioni. Infine, è un caso di test realistico non sparso considerato in cui il vero campo 3D è fornito da a modello di previsione della temperatura dell'acqua di mare. Il caso di prova la durata è di 7 giorni e può essere considerata realistica simulazione di un'operazione di rete di alianti.

I tre scenari qui considerati consentono di testare il sistema in diverse condizioni relative al caratteristiche del campo spaziale, comprese dinamiche e scarsità del vettore di stato \mathbf{c} . I risultati sono indicativi di le prestazioni generali del sistema in caso di:

- 1) campi sparsi statici,
 - 2) campi sparsi dinamici e
 - 3) campi dinamici comprimibili.
- A. Caso di studio 1: coefficienti costanti

Nel primo caso di test, viene modellato il vero campo spaziale 3D come somma ponderata di $K = 4$ RBF gaussiani con vettore di posizione media diverso e stessa covarianza matrice, $\mathbf{V} = 0.05 \mathbf{I}_3$ (\mathbf{I}_3 è la matrice identitaria 3×3). Il parametro spread RBF è dato in normalizzato coordinate (tra 0 e 1). Il vero diverso da zero i coefficienti sono costanti nel tempo e pari a $\mathbf{c} = [3, 6, 9, 14]^T$.

Fig. 8. Vista 3D a campo sparso reale simulata come somma ponderata di RBF. Il numero di coefficienti diversi da zero è $K = 4$ sul totale di $L = 64$ coefficienti associati a 64 RBF gaussiani distribuiti su griglia regolare. L'intensità è in scala logaritmica naturale. La linea blu rappresenta la traiettoria dell'agente proiettata sul piano orizzontale in $z = 1$.

Il campo è ricostruito su un 3D $27 \times 27 \times 27$ griglia regolare che rappresenta un dominio spaziale di 30×30 km lungo il x ed y direzioni e 100 m lungo la verticale direzione. La Fig. 8 mostra una vista 3D del campo reale e un'immagine esempio della traiettoria di un agente proiettata su piano orizzontale (le coordinate 3D sono normalizzate tra 0 e 1 per comodità).

La modellazione sparsa del campo è ottenuta utilizzando a dizionario di 64 RBF gaussiane con posizione media vettori distribuiti su una sottogriglia 3D regolare $4 \times 4 \times 4$ di la griglia di ricostruzione e con la stessa nota matrice di covarianza \mathbf{V} . Le posizioni medie del campo reale Gli RBF sono distribuiti su quattro punti di questa griglia secondaria (vari non sono inclusi per brevità). Effetti off-grid e diversi I parametri di scala RBF non sono considerati in questo lavoro perché saranno oggetto di future indagini. Il vero vettore del coefficiente di campo \mathbf{c} è quindi un 64D sparse vettore (i cui ingressi corrispondono al lessicografico ordinamento della griglia secondaria posizione media RBF), con quattro componenti diversi da zero (i valori sono uguali ai componenti di \mathbf{c}_{vero} sopra) e con supporto a seconda della posizione della media di ogni campo vero RBF.

Secondo (2), l'equazione di stato per un agente singolo KF è:

$$\mathbf{c}_k = \mathbf{io} \mathbf{c}_{k-1} + \mathbf{n}_k, \quad (31)$$

con la matrice di covarianza del rumore di processo impostata su $\mathbf{Q}_k = 0.003 \mathbf{I}_{64}$ e dove \mathbf{I}_{64} è l'identità 64×64 matrice. Non vengono considerati input esogeni. In questo primo test e in quelli successivi (vedere sottosezioni IVB e IVC), il vero modello di stato è considerato sconosciuto al Rete. Il rumore di processo in (31) rappresenta il

Fig. 9. Campo di stato stazionario RMSE. Confronto algoritmo SA-KF utilizzando 16 iterazioni. La media delle prestazioni è stata di oltre 100 simulazioni Monte Carlo.

La rete include $N = 15$ agenti di aliante con il stesse caratteristiche cinematiche (la cinematica è vincolato come nel caso dell'aliante nella sezione III) e sensori di misura. La velocità dell'agente è di $0,6 \text{ m/s}$, il l'angolo di beccheggio è φ_{az} , la frequenza di campionamento è $T = 6 \text{ s}$, e la lunghezza del blocco CS è $B = 5$ (ovvero, una misurazione CS ogni 30 sec e circa 11 misurazioni CS lungo il colonna d'acqua in una singola fase di salita o immersione). Il chip la sequenza del dispositivo CS è scelta a caso secondo alla sottosezione IIB. I parametri SA-KF sono $\lambda_{SA} = 10^{-3}$, $\zeta_{SA} = 10^{-3}$ e $\gamma_{SA} = 10^{-5}$, mentre il numero di iterazioni è 16. Il ritardo di tempo tra adiacenti vengono modellate le fasi di affioramento / trasmissione di un agente come variabile casuale uniforme $\in [\eta - \delta_s, \eta + \delta_s]$ a prendere in considerazione le fluttuazioni casuali dovute a sconosciute condizioni ambientali (corrente marina) che influenzano l'agente navigazione. Il ritardo medio η è tipicamente compreso tra 1 e 3 h mentre in tutte le simulazioni δ_s è impostato a 15 min. Il la durata è $T_D = 72 \text{ h}$.

Inizialmente, gli agenti vengono posizionati uniformemente in modo casuale in il dominio considerato e il valore iniziale di si suppone che le stime dei coefficienti siano una casualità gaussiana variabile con media zero e deviazione standard di 0,5. Le statistiche delle prestazioni sono state valutate eseguendo 100 piste di Monte Carlo. Le prestazioni vengono valutate in termini dell'errore quadratico medio della radice di campo allo stato stazionario (RMSE) in funzione del rapporto $\gamma = T_D / \eta$ (il totale numero di collegamenti nel periodo di osservazione). Il La curva RMSE viene confrontata con il caso ideale di $\gamma \rightarrow +\infty$ e $\delta_s \rightarrow 0$, cioè la soluzione centralizzata come in sottosezione IIA. La rete è stata simulata per diversi valori del parametro del ritardo di trasmissione medio $\eta \in \{0.8 \text{ h}, 1.2 \text{ h}, 1.6 \text{ h}, 2 \text{ h}, 2.4 \text{ h}, 3 \text{ h}\}$. I valori di η sono compatibile con la cinematica e la geometria del binario di veicoli alianti che consentono almeno un ciclo di salita-immersione.

La Fig. 9 mostra il confronto in termini di stato stazionario

incertezza dovuta a un'equazione di stato non ben definita il la cui introduzione consente il monitoraggio del tempo lento variazioni del vettore di stato in caso di disadattamento del modello. L'equazione di misurazione di ogni agente è (11) con rumore di misura pari a $R_k = 0.001$. Il compito del sistema distribuito è stimare il vettore di stato \mathbf{c} (cioè, ampiezze del coefficiente e supporto del vettore) data la rumorosità misurazioni del campo reale.

campo RMSE in funzione di $\gamma = T_D / \eta$ tra diversi SA-KF come descritto nella sottosezione IIC. In particolare, il SAKF1 è l'algoritmo proposto in questo lavoro come un leggero variante dell'originale SA-KF proposta in [15, 16]. Qui denominato SAKF2. Una terza implementazione, qui chiamata SAKF3, si basa sulle norme di pseudomisura come proposto in [31]. Le versioni che utilizzano sia L_1 che SL_0 anche le norme vengono confrontate. Gli algoritmi vengono eseguiti utilizzando il

Uso autorizzato autorizzato limitato a: Università Ca'Foscari Venezia. Scaricato il 3 ottobre 2020 alle 10:40:59 UTC da IEEE Xplore. Si applicano limitazioni.

Fig. 10. Campo di stato stazionario RMSE a RN in funzione di $\gamma = T_D / \eta$ rispetto alla soluzione di consenso centralizzato. Caso a coefficiente costante.

Fig. 12. Campo RMSE (in media su 100 corse Monte Carlo) contro tempo di RN e sensori per $\gamma = 45$.

Fig. 11. Campo stimato (scala logaritmica naturale) alla fine di periodo di osservazione con traiettoria ottimale per il sensore 15 proiettato piano orizzontale.

Fig. 13. Campo RMSE (in media su 100 corse Monte Carlo) contro tempo di RN e sensori per $\gamma = 45$. Ingrandimento della fase stazionaria.

lo stesso numero di iterazioni e la performance è media di oltre 100 simulazioni Monte Carlo. Il RMSE la scala di SAKF1 e SAKF2 è riportata sull'asse sinistro mentre la scala del SAKF3 è riportata sull'asse di destra. SAKF1 supera SAKF2 e SAKF3, con a lieve miglioramento rispetto alla versione SL_0 normale a L_1 -normale, per valori di γ tipici di a reale configurazione della missione deltaplano (ad esempio, $\gamma = 45$). Il SAKF1 e SAKF2 supera il SAKF3 di due ordini di grandezza. Il SAKF1 RMSE è quasi costante in considerato intervallo γ con una deviazione standard cioè circa sei volte inferiore al SAKF2, mostrando meglio stabilità della soluzione (i livelli di confidenza $\pm 2\sigma$ non sono riportati nel grafico per chiarezza). È stato scelto SAKF1 eseguire le simulazioni riportate nel seguito di questa sezione e nelle sottosezioni IVB e IVC.

La Fig. 10 mostra il campo di stato stazionario RMSE alla RN in media su 100 piste Monte Carlo in funzione di $\gamma = T_D / \eta$ con 2 barre σ (linea blu) rispetto all'RMSE di la soluzione centralizzata (in rosso). Come previsto, nella statica caso, l'errore di stato stazionario non dipende in modo significativo su γ all'interno del range di valori considerato nel simulazione. Il suo valore medio è di circa 0,0167. Il raggiunto l'errore relativo medio è dell'ordine del 2%.

La Fig. 11 mostra la stima del campo alla fine di il periodo di osservazione che mostra la buona corrispondenza con il campo vero in Fig. 8.

La Fig. 12 fornisce il campo RMSE rispetto al tempo per $\gamma = 45$ ($\eta = 1.6$ h), una media di oltre 100 piste di Monte Carlo sia per RN che per i sensori. Dopo una fase transitoria

Fig. 14. Esempio di stima del coefficiente diverso da zero rispetto al tempo. Sensori e RN raggiungono gradualmente il consenso dopo circa 48 h.

di circa 48 h, i sensori (in blu) raggiungono un consenso, e l'RMSE convergono in media allo stesso valore. Il RMSE dell'RN segue la stessa dinamica con 2σ livelli di fiducia convergenti anche verso uno stato stazionario valore.

La Fig. 13 mostra la fase stazionaria del grafico in formato Fig. 12 a conferma della convergenza dei sensori e del RN RMSE. L'errore medio RN migliora leggermente con rispetto alla media dell'RMSE dei sensori. Il 2σ gli intervalli di confidenza sono vicini tra loro e quindi viene segnalato solo il RN.

La Fig. 14 mostra infine la stima di un diverso da zero coefficiente rispetto al tempo per i sensori e l'RN ($\gamma = 45$). Le stime dei sensori sono inizialmente molto diverse, producendo oscillazioni nella stima RN. Il sensore e le stime RN convergono gradualmente al coefficiente vero raggiungimento del consenso in media dopo circa 48 h.

Uso autorizzato autorizzato limitato a: Università Ca'Foscari Venezia. Scaricato il 3 ottobre 2020 alle 10:40:59 UTC da IEEE Xplore. Si applicano limitazioni.

Fig. 15. Campo allo stato stazionario RMSE a RN in funzione di $\gamma = T_D / \eta$ rispetto alla soluzione di consenso centralizzato. Coefficiente sinusoidale Astuccio.

Fig. 17. Coefficienti sinusoidali decentralizzati, cassa dell'aliante. Temporale campo RMSE.

Fig. 16. Campo stimato dai sensori e FC in una data posizione.

Fig. 18. Coefficienti sinusoidali decentralizzati, cassa dell'aliante. Temporale campo RMSE. Fase di stato stazionario.

B. Caso di studio 2: coefficienti sinusoidali

Nel secondo scenario, il campo è modellato come in caso precedente ad eccezione delle ampiezze dei coefficienti che sono sinusoidale con il valore medio come nel caso costante e un'ampiezza che è il 5% della media. I periodi di quattro componenti sinusoidali sono impostate su $T_P \in \{6h, 7h, 8h, 9h\}$. I parametri della simulazione sono gli stessi di caso costante, incluso il dizionario Gaussian RBF, modello agente, stato di Kalman ed equazioni di misura per ogni agente, numero di agenti e proprietà statistiche di il ritardo di trasmissione. La prestazione media è valutato oltre 100 piste Monte Carlo contro γ con il stesso orizzonte temporale T_D e η del caso precedente.

La Fig. 15 mostra l'RMSE stazionario del campo per il RN (in azzurro) rispetto al pieno centralizzato soluzione (in rosso). A differenza del caso precedente, in a scenario dinamico, l'RMSE è molto più influenzato da il valore di η .

In particolare, l'errore a $\gamma = 24$ ($\eta = 3h$) è approssimativamente doppio dell'errore a $\gamma = 90$ ($\eta = 0.8h$), asintoticamente decrescente al variare di γ tra questi due limiti verso il soluzione ideale completamente centralizzata. L'errore relativo medio è in generale dello stesso ordine di grandezza di caso costante.

La Fig. 16 mostra la stima di campo della RN (in rosso) e sensori (in blu) rispetto al tempo rispetto al campo reale in una data posizione ($x = 0.54, y = 0.31$ e $z = 0.46$, in coordinate normalizzate). La rete e la RN raggiungere un consenso, in media, dopo una fase transitoria di

circa 24 h in cui le stime locali sono molto diverse l'uno dall'altro. Dopo la fase transitoria, la rete cerca di tracciare le vere variazioni del campo con un errore che dipende da γ (nell'esempio di Fig. 16, $\gamma = 60$, $\eta = 1.2$ ore).

La Fig. 17 mostra il campo RMSE rispetto al tempo per il stessa $\gamma = 60$ ($\eta = 1.2h$), una media di oltre 100 Monte Carlo corre, sia per la RN che per i sensori. I sensori (in blu), dopo la fase transitoria di 24 h, si ottiene a consenso con l'RMSE che converge allo stesso valore in media. L'RMSE della RN (in rosso) segue il stessa dinamica con livelli di confidenza di 2σ convergenti come bene a uno stato stazionario.

Dalla Fig. 18, lo otteniamo, diversamente dallo statico caso l'errore in fase stazionaria presenta un residuo oscillazione limitata attorno a un valore costante. Come confermato di Fig. 15, la media e l'ampiezza del residuo l'oscillazione diminuisce all'aumentare di γ (vedere sia la media valore e i 2σ barre di errore), cioè, la rete sta migliorando la capacità di tracciare il campo reale sottostante dinamico.

Infine, la Fig. 19 mostra la stima di un diverso da zero coefficiente rispetto al tempo per i sensori e l'RN (per il stesso caso di $\gamma = 60$). Come nel caso costante, i sensori e le stime RN, inizialmente con dinamiche diverse, raggiungere gradualmente un consenso (in circa 24 ore) e in fase stazionaria tracciano il vero coefficiente.

Fig. 19. Esempio di coefficiente diverso da zero per caso sinusoidale. Sensori e FC raggiungono gradualmente il consenso dopo 16 ore e il coefficiente di traccia variazioni.

Fig. 21. Campo ricostruito della temperatura dell'acqua di mare alla fine dell'osservazione periodo per il caso NCOM. Le variazioni di temperatura sono in gradi centigradi intorno alla media globale.

Fig. 20. Esempio di variazioni del campo di temperatura dell'acqua di mare NCOM in fine del periodo di osservazione di 7 giorni e proiezione delle traiettorie ottimali piano orizzontale di due agenti. Le variazioni di temperatura sono in gradi Centigradi intorno alla media globale.

C. Previsioni della temperatura dell'acqua NCOM.

In un terzo scenario, l'attività di rete è la stima di un campo dinamico non sparso. Il vero campo è costruito sequenziando una serie di previsioni 3D consecutive di temperatura dell'acqua di mare (con periodo di campionamento di 3 ore) del NCOM [20], che copre un periodo di osservazione di 7 giorni. Il modello è stato fornito dalla ricerca navale Laboratorio – Centro Spaziale Stannis, durante lo STO-CMRE 2011 Riconoscimento della prova di crociera con quadro ambientale (REP11) nel Mar Mediterraneo. Il set di dati utilizzato in la simulazione rappresenta un sottovolume di circa 60 per 60 km sul piano orizzontale per 100 m di profondità. Il la risoluzione orizzontale è di circa 2 per 2 km. La profondità iniziale i livelli (non regolarmente distanziati) sono stati linearmente interpolato tra 0 e 100 m. Il risultato regolare la griglia dei dati ha una dimensione di $30 \times 30 \times 30$ campioni.

La Fig. 20 mostra un esempio del vero campo NCOM in la fine del periodo di osservazione. Senza perdita di generalità, la media spaziale / temporale del campo ha stato sottratto dal set di dati originale. Il sistema ricostruisce le variazioni attorno a quel valore costante.

L'impostazione della simulazione è la stessa del precedente caso tranne per il dizionario delle funzioni di base che è di 343 RBF gaussiani (cioè, il vettore del coefficiente di stato c ha 343 voci) disposti su una griglia secondaria regolare $3D\ 7 \times 7 \times 7$ di la griglia modello NCOM originale $30 \times 30 \times 30$. Il RBF la matrice di covarianza è $V = 0.025 I_3$ costante per tutti i funzioni del dizionario. Il parametro di diffusione RBF era

Fig. 22. Sensori e campo stimato RN in una data posizione sottocampionata ogni 3 h. (a) La durata della fase di transizione delle stime sul campo è di circa 18 ore; dopo di che le stime tengono traccia delle variazioni reali del campo NCOM. (b) Transizione la durata della fase in questo secondo caso è di circa 72 ore; dopo di che iniziano le stime per tenere traccia delle variazioni reali del campo NCOM più da vicino.

scelto empiricamente stimando approssimativamente la scala spaziale delle principali caratteristiche oceanografiche presenti nei dati. I risultati sono forniti per un'unica realizzazione perché lo scenario non consente una serie di Monte Carlo simulazioni in tempi ragionevoli come nel precedente caso simulati.

La Fig. 21 presenta la vista 3D della ricostruzione di il campo alla fine del periodo di osservazione che mostra a bella partita con il campo vero in termini di principale caratteristiche oceanografiche sia nel piano orizzontale che lungo la colonna d'acqua verticale. I risultati sono per una flotta di $N = 15$ alianti con $B = 5$ e $\eta = 1$ h (cioè, $\gamma = 168$).

La Fig. 22a mostra i sensori e le stime del campo RN rispetto al tempo (sottocampionato ogni 3 h) per un dato spazio posizione (con $x = 0.79$, $y = 0.66$, $z = 1.00$) rispetto

390

TRANSAZIONI IEEE SU SISTEMI AEROSPAZIALI ED ELETTRONICI VOL. 52, NO. 1 FEBBRAIO 2016

Uso autorizzato autorizzato limitato a: Universita CaFoscari Venezia. Scaricato il 3 ottobre 2020 alle 10:40:59 UTC da IEEE Xplore. Si applicano limitazioni.

L'errore percentuale spaziale del campo è vicino al 10% dopo la fase transitoria e per $N \geq 15$.

V. CONCLUSIONI

In questo articolo, una rete di sensori dinamici autonomi viene proposto e testato su uno scenario che simula il controllo adattativo di una flotta di súbacquei autonomi alianti. Il compito della rete di sensori è stimare Campi scalari spaziali 3D delle variabili oceaniche. Il vincoli di comunicazione e sporadici asincroni le comunicazioni sono i principali fattori limitanti operativi di questi tipi di reti sottomarine. Per far fronte con queste problematiche, l'architettura proposta riesce in un modo distribuito sia la stima del campo che l'agente controllo. Ogni agente esegue la stima locale di statistiche di campo da un KF che elabora il campo locale misurazioni. Le stime locali di un agente lo sono aggiornato, attraverso un algoritmo di consenso asincrono, sfruttando le stime locali degli altri. Il lo scambio di informazioni è possibile grazie a una sottorete di RN che comunicano con gli agenti in superficie. Il gli RN applicano il consenso (in modo asincrono) al locale stime degli agenti e tra loro in modo da fornire una stima di campo globale aggiornata che viene scambiata con il agenti stessi. In questo modo, tutti i nodi del file rete convergono in media alle statistiche di campo globali. Ciò consente a un agente di utilizzare le informazioni globali per il controllo la sua posizione al fine di acquisire misure di campo nel file aree più informative e seguire in modo adattivo il campo variazioni. Lo schema di elaborazione può anche prendere in tenere conto della scarsità spaziale del campo includendo al livello agente un SA-KF che raffina la soluzione imponendo L_0 -normali vincoli di scarsità. Inoltre, il locale lo schema di campionamento si basa su un dispositivo di campionamento CS (random RD) per ridurre la frequenza di campionamento e mantenere il campo informazione. I campioni CS vengono utilizzati direttamente nel locale KF, on-line, senza bisogno di ricostruire il file sequenza di misurazione alla frequenza di campionamento originale.

Fig. 23. (a) Profilo verticale del campo della temperatura dell'acqua NCOM lungo l'agente 1 traccia (coordinate z normalizzate). (b) Campo di temperatura stimato profilo verticale lungo il binario dell'agente 1.

Fig. 24. Campo spaziale RMSE rispetto al tempo per diversi valori di N e η (3 ore di sottocampionamento).

con il campo vero (in verde). In questo caso, il sistema si avvia per monitorare le variazioni di campo dopo una fase di transizione di circa 18 h. Nel caso illustrato nella [Fig. 22b](#) (campo rispetto al tempo a posizione $x = 0,69$, $y = 0,07$, $z = 1,00$), la fase di transizione è più lunga, circa 72 ore, dopo la quale i sensori e il RN

iniziare a seguire più da vicino le variazioni di campo. La Fig. 23a mostra i profili verticali del vero NCOM campo lungo la traiettoria dell'agente 1 mentre la Fig. 23b raffigura il profilo stimato dallo stesso agente. Il principale le caratteristiche oceanografiche sono ben risolte così come il termoclino che separa masse d'acqua con differenti caratteristiche.

La Fig. 24 mostra il campo spaziale RMSE rispetto al tempo per diversi valori dei parametri N e η . Il grafico può fornire alcune indicazioni sui migliori parametri da utilizzare uno scenario reale, avente lo stesso tempo e scala spaziale, e variabilità, al fine di ottenere il meglio possibile prestazioni a un costo accessibile (in termini di numero di sensori e numero di trasmissioni nell'osservazione periodo). In particolare, il numero di sensori in modo significativo influisce sull'errore e sulla capacità di adattamento di sistema per $N < 15$. Dopo tale limite, il valore RMSE e gli adattamenti sono pressoché stabili (vicini a $0,5^\circ\text{C}$) e η parametro non influisce in modo significativo sulle prestazioni.

Il sistema è stato testato su scenari simulati sia sparse che non sparse. Nel test, il campo è modellato da un dizionario di RBF gaussiani. I primi due gli scenari includono un campo sparse costante e dinamico mentre un terzo scenario simula una missione della flotta di alianti di 7 giorni utilizzando dati 3D sulla temperatura dell'acqua di mare che variano nel tempo fornito dal modello previsionale NCOM per a Area del Mar Mediterraneo, nel quadro della REP11 sperimentare. Per i parametri operativi tipici della flotta (es. 15 agenti e periodo di affioramento di 1–3 ore) e area esaminata dimensioni (30×30 o 60×60 km in orizzontale e 100 m verticalmente) la performance media raggiunta in termini di l'errore relativo allo stato stazionario è entro il 10%.

Il lavoro futuro può essere diretto in diversi modi. Il stima in linea di funzioni di base parametri sconosciuti, come la media e la covarianza degli RBF gaussiani, è di particolare importanza nelle applicazioni reali. Il problema è impegnativo perché coinvolge non linearità che complicare la fase di stima e anche il controllo dell'agente

Pagina 14

legge. Ulteriori lavori includono lo studio degli effetti della corrente dell'acqua che influenza la navigazione dell'agente.

RICONOSCIMENTO

Le previsioni NCOM sono fornite dalla US Naval Laboratorio di ricerca - Stennis Space Center (NRL-SSC) a il quadro dell'esperimento STO-CMRE REP11.

RIFERIMENTI

[1] Schofield, O., Kohut, J., Aragon, D., Creed, L., Graver, J., Haldeman, C., Kerfoot, J., Roarty, H., Jones, C., Webb, D., e Glenn, SM
Alianti Slocum: robusti e pronti.
Journal of Field Robotics , **24** , 6 (2007), 1–14.

[2] Alvarez, A., Garau, B. e Caiti, A.
Combinando reti di galleggianti e alianti alla deriva per campionamento adattivo dell'Oceano.
Nel *2007 IEEE International Conference on Robotics and Automazione* , aprile 2007, 157–162.

[3] Fiorelli, E., Leonard, NE, Bhatta, P., Paley, DA, Bachmayer, R., e Fratantoni, DM
Controllo multi-AUV e campionamento adattivo nella baia di Monterey.
IEEE Journal of Oceanic Engineering , **31** , 4 (ottobre 2006), 935–948.

[4] Leonard, NE, Paley, DA, Lekien, F., Sepulcher, R., Fratantoni, DM e Davis, RE
Movimento collettivo, reti di sensori e campionamento oceanico.
Atti dell'IEEE , **95** , 1 (gennaio 2007), 48–74.

[5] Tu, S.-Y. e Sayed, AH
Reti adattive mobili.
IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing , **5** , 4 (Agosto 2011), 649–664.

[6] Sayed, AH, Tu, S.-Y., Chen, J., Zhao, X. e Towfic, ZJ
Strategie di diffusione per l'adattamento e l'apprendimento sulle reti: un esame delle strategie distribuite e del comportamento della rete.
Rivista IEEE Signal Processing , **30** , 3 (maggio 2013), 155–171.

[7] Olfati-Sabre, R., Fax, JA e Murray, RM
Consenso e cooperazione in sistemi multi-agente in rete.
Atti dell'IEEE , **95** , 1 (gennaio 2007), 215–233.

[8] Olfati-Saber, R.
Floccaggio per sistemi dinamici multi-agente: algoritmi e teoria.
Transazioni IEEE sul controllo automatico , **51** , 3 (marzo 2006), 401–420.

[9] Braca, P., Goldhahn, R., LePage, K., Marano, S., Matta V. e Willett, P.
Reti AUV multistatiche cognitive.
Presentato agli *Atti della XVII Internazionale Conferenza sulla fusione delle informazioni (FUSION 2014)* , Salamanca, Spagna, 2014.

[10] Braca, P., Marano, S., Matta, V. e Willett, P.
Ottimalità asintotica di esecuzione del consenso nei test binari ipotesi.
Transazioni IEEE sull'elaborazione del segnale , **58** , 2 (febbraio 2010), 814–825.

[11] Braca, P., Marano, S. e Matta, V.
Rafforzare il consenso durante il monitoraggio dell'ambiente in reti di sensori wireless.
Transazioni IEEE sull'elaborazione del segnale , **56** , 7 (luglio 2008), 3375–3380.

[12] Kar, S. e Moura, JMF
Consenso + innovazioni distribuite inferenza reti: cooperazione e rilevamento nei sistemi in rete.
Rivista IEEE Signal Processing , **30** , 3 (maggio 2013), 99–109.

[13] Hine, R., Willcox, S., Hine, G. e Richardson, T.
The wave glider: un marine autonomo alimentato da onde veicolo.
In *OCEANS 2009, MTS / IEEE Biloxi - Marine Technology for Our Future: Global and Local Challenges* , ottobre 2009, 1–6.

[14] Grasso, R., Braca, P., Fortunati, S., Gini, F. e Greco, MS
Rete distribuita di alianti subacquei con consenso Kalman filtro per la stima del campo ambientale.
Presentato al *Proceedings OCEANS 2015 MTS / IEEE* , Genova, Italia, 2015.

[15] Farahmand, S., Giannakis, GB, Leus, G. e Tian, Z.
Kalman che tiene conto della scarsità di rilevamento dell'intensità del segnale target su un file griglia.
Nel *2011 Atti della 14a Conferenza Internazionale sul Information Fusion (FUSION)* , luglio 2011, 1–6.

[16] Farahmand, S., Giannakis, GB, Leus, G. e Tian, Z.
Monitoraggio dell'intensità del segnale di destinazione su una griglia utilizzando la scarsità.
EURASIP Journal on Advances in Signal Processing , gen. 2014, doi: 10.1186 / 1687-6180-2014-7.

[17] Tropp, JA, Laska, JN, Duarte, MF, Romberg, JK e Baraniuk, RG
Beyond Nyquist: Campionamento efficiente di banda limitata sparsa segnali.
IEEE Transactions on Information Theory , **56** , 1 (gennaio 2010), 520–544.

[18] Lynch, KM, Schwartz, IB, Yang, P. e Freeman, RA
Modellazione ambientale decentralizzata tramite sensore mobile reti.
IEEE Transactions on Robotics , **24** , 3 (giugno 2008), 710–724.

[19] La, HM e Sheng, W.
Fusione di sensori distribuiti per la mappatura del campo scalare utilizzando reti di sensori mobili.
Transazioni IEEE sulla cibernetica , **43** , 2 (aprile 2013), 766–778.

[20] Martin, PJ
Una descrizione del modello Navy Coastal Ocean versione 1.0.
NRL, Stennis Space Center, MS, NRL Rep.
NRL / FR / 7322-00-9962, 42 pagg., 2000.

[21] Chang, KC, Saha, RK e Bar-Shalom, Y.
Sulla fusione ottimale da traccia a traccia.
Transazioni IEEE su sistemi aerospaziali ed elettronici , **33** , 4 (ottobre 1997), 1271–1276.

[22] Tian, X. e Bar-Shalom, Y.
Configurazioni di fusione track-to-track e associazione in un file finestra scorrevole.
Journal of Advances in Information Fusion , **4** , 2 (dicembre 2009), 146–164.

[23] Uhlmann, JK
Metodi di coerenza covarianza per distribuiti a tolleranza di errore fusione dei dati.
Information Fusion , **4** (2003), 201–215.

[24] Elad, M. e Yavneh, I.
Una pluralità di rappresentazioni sparse è migliore della più sparsa uno solo.
IEEE Transactions on Information Theory , **55** , 10 (ottobre 2009), 4701–4714.

[25] Brito, MP, Smeed, DA e Griffiths, G.
Analisi della causa della perdita di comunicazione con i marini sistemi autonomi: un approccio ad albero delle probabilità.
Methods in Oceanography , **10** (settembre 2014), 122–137.

[26] Julier, SJ e Uhlmann, JK
Filtraggio inodore e stima non lineare.
Atti dell'IEEE , **92** , 3 (marzo 2004), 401–422.

[27] Merwe, van der R.
Filtri di Kalman a punti sigma per inferenze probabilistiche in modelli dinamici dello spazio degli stati.
Ph.D. dissertazione, Oregon Health & Science University, aprile 2004.

Uso autorizzato autorizzato limitato a: Universita Ca'Foscari Venezia. Scaricato il 3 ottobre 2020 alle 10:40:59 UTC da IEEE Xplore. Si applicano limitazioni.

Pagina 15

[28] Donoho, DL.
Rilevamento compresso.
IEEE Transactions on Information Theory , **52** , 4 (aprile 2006), 1289–1306.

[29] Candes, EJ, Romberg, J. e Tao, T.
Recupero stabile del segnale da incompleto e impreciso misurazione.
Comunicazioni sulla matematica pura e applicata , **59** , 8 (Agosto 2006), 1207–1223.

[30] Mohimani, H., Babaic-Zadeh, M. e Jutten, C.
Un approccio rapido per una decomposizione sparsa eccessiva basata su norma levigata.
Transazioni IEEE sull'elaborazione del segnale , **57** , 1 (gennaio 2009), 289–301.

[31] Carmi, A., Gurfil, P. e Kanevsky, D.
Metodi per il recupero del segnale sparse utilizzando il filtro di Kalman norme di pseudo-misurazione e quasi-norme.
Transazioni IEEE sull'elaborazione del segnale , **58** , 4 (aprile 2010), 2405–2409.

[32] Grasso, R., Cecchi, D., Cococcioni, M., Trees, C., Rixen, M.,

Alvarez, A. e Strode, C.
Supporto decisionale basato su modelli per operazioni con alianti subacquei monitoraggio.
In *Proceedings OCEANS 2010 MTS / IEEE* , Seattle, WA, 1–8, 2010.

[33] Olfati-Saber, R. e Murray, RM
Problemi di consenso nelle reti di agenti con commutazione topologia e ritardi.
Transazioni IEEE sul controllo automatico , **49** , 9 (settembre 2004), 1520–1533.

[34] Olfati-Saber, R.
Filtraggio Kalman distribuito per reti di sensori.
Nel *2007 la 46a conferenza IEEE su decisione e controllo* , dic. 2007, 5492–5498.

[35] Olfati-Saber, R.
Filtro Kalman distribuito con consenso integrato filtri.
Nella *44a conferenza IEEE su decisione e controllo, 2005 e 2005 European Control Conference, CDC-ECC '05* , dic. 2005, 8179–8184.

Raffaele Grasso ha conseguito la Laurea in Ingegneria delle Telecomunicazioni presso l'Università di Pisa, Pisa, Italia, nel 1996, il Dottorato di Ricerca. laurea in telerilevamento dal Università di Firenze, Firenze, Italia, nel 2000, e l'Executive MBA del LUISS Business School, Roma, Italia, nel 2010. È uno scienziato nella ricerca dipartimento della NATO Science & Technology Organization-Center for Maritime Ricerca e sperimentazione (CMRE). I suoi attuali interessi di ricerca includono elaborazione del segnale statistico, rilevamento della compressione, sistemi di supporto decisionale e distribuzione e controllo ottimali della rete di sensori, con applicazioni nella sorveglianza, monitoraggio ambientale e pianificazione delle operazioni marittime. È coautore di more oltre 70 pubblicazioni su riviste scientifiche internazionali e atti di convegni.

Paolo Braca (M'14) ha conseguito la Laurea (summa cum laude) in elettronica ingegneria e il dottorato di ricerca laurea (grado più alto) in ingegneria dell'informazione presso il Università degli Studi di Salerno, Salerno, Italia, rispettivamente nel 2006 e nel 2010. Nel 2009 era un visiting scholar presso il Dipartimento di Ingegneria Elettrica e Informatica, Università del Connecticut, Storrs, CT. Nel 2010 è stato ingegnere senior presso D'Appolonia SpA, Roma, Italia. Nel 2010–2011 è stato collaboratore post-dottorato di l'Università degli Studi di Salerno, Salerno, Italia. Nell'ottobre 2011 è entrato a far parte della NATO Science & Centro di organizzazione tecnologica per la ricerca e la sperimentazione marittima (CMRE) come scienziato con il dipartimento di ricerca. I suoi interessi di ricerca includono elaborazione del segnale statistico con enfasi sull'inferenza distribuita, reti di sensori, adattamento e apprendimento su reti, monitoraggio multitarget / multisensore e dati fusione. È coautore di oltre 70 pubblicazioni su riviste scientifiche internazionali e atti di conferenze. Il Dr. Braca è attualmente un editore associato dell'IEEE Signal Processing Magazine (E-Newsletter), ISIF Journal of Advances in Information Fusion e EURASIP Journal of Advances in Signal Processing, e revisore per numerose riviste scientifiche e convegni. È nel tecnico comitato delle maggiori conferenze internazionali nel campo del signal processing e fusione dei dati. È stato coorganizzatore con il Prof. PK Willett della sessione speciale Multisensor Multitarget Tracking alla European Signal Processing Conference 2013. È stato il vincitore del premio come miglior carta da studente (primo classificato) al 12 ° Conferenza sulla fusione delle informazioni nel 2009.

Uso autorizzato autorizzato limitato a: Universita Ca'Foscari Venezia. Scaricato il 3 ottobre 2020 alle 10:40:59 UTC da IEEE Xplore. Si applicano limitazioni.

Pagina 16

laurea presso l'Università degli Studi di Pisa, Italia, rispettivamente nel 2008 e nel 2012. Nel 2012 è entrato a far parte di il Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione dell'Università degli Studi di Pisa, dove si trova attualmente lavora come ricercatore temporaneo. I suoi interessi generali sono nelle aree di elaborazione statistica del segnale, stima e teoria del rilevamento. In particolare, la sua ricerca gli interessi includono una stima robusta e una teoria del rilevamento, limiti di prestazioni, dati fusione, rilevamento di target in clutter non gaussiano e tecniche CFAR.

Fulvio Gini (Principal Investigator, Fellow IEEE) ha ricevuto il Doctor Engineer (cum laude) e il dottorato di ricerca in ingegneria elettronica presso l'Università di Pisa, Italia, rispettivamente nel 1990 e nel 1995. Nel 1993 è entrato a far parte del Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione dell'Università degli Studi di Pisa, di cui diventa Associato professore nel 2000 ed è professore ordinario dal 2006. Da luglio 1996 a gennaio 1997, è stato ricercatore in visita presso il Dipartimento di Ingegneria Elettrica, Università della Virginia, Charlottesville. È un editore associato per l'IEEE Transazioni su sistemi aerospaziali ed elettronici e per il segnale di Elsevier Giornale di elaborazione. È stato redattore associato per Transactions on Signal Processing (2000-2006) e membro del comitato editoriale di EURASIP JASP. Lui ha stato il redattore capo dell'Hindawi International Journal on Navigation e Osservazione (JNO). È editor di area per i numeri speciali di IEEE Signal Rivista di elaborazione. È stato destinatario del Barry della IEEE AES Society del 2001 Premio Carlton per il miglior articolo. È stato insignito del 2003 IEE Achievement Award per l'eccezionale contributo nell'elaborazione del segnale e della 2003 IEEE AES Society Premio Nathanson al giovane ingegnere dell'anno. È stato membro del Comitato tecnico della teoria e dei metodi di elaborazione del segnale (SPTM) dell'IEEE Signal Processing Society e del Sensor Array and Multichannel (SAM) TC for molti anni. È membro del consiglio di amministrazione della Società EURASIP, la presidente del premio (2006-2012) e presidente di EURASIP per gli anni 2013-2016. È stato il cochair tecnico della conferenza EURASIP 2006 sull'elaborazione dei segnali e delle immagini (EUSIPCO), Firenze, Italia, settembre 2006, della Conferenza Radar 2008, Roma, Italia, maggio 2008, e del workshop IEEE CAMSAP 2015, che si terrà a Cancun, Messico, nel dicembre 2015. È stato co-presidente generale del 2 ° Workshop su Cognitive Information Processing (CIP2010), della IEEE ICASSP 2014, tenutasi a Firenze nel maggio 2014 e del seminario CoSeRa 2015 sul rilevamento della compressione in radar, tenutosi a Pisa nel giugno 2015. È stato coeditore ospite della sezione speciale del Journal of IEEE SP Society on Special Topics in Signal Processing on Adaptive waveform design for agile sensing and communication (2007), guest editor of the sezione speciale della rivista IEEE Signal Processing sui sistemi basati sulla conoscenza per il rilevamento, il tracciamento e la classificazione radar adattivi (2006), coeditore ospite dei due numeri speciali della rivista EURASIP Signal Processing sulle nuove tendenze e scoperte in elaborazione di array di antenne per radar (2004) e sui progressi nell'elaborazione di array di sensori (in ricordo di Alex Gershman) (2013). È coeditore e autore del libro Knowledge Based Radar Detection, Tracking and Classification (2008) e del libro Diversità delle forme d'onda e design (2012). I suoi interessi di ricerca includono la modellazione e analisi statistica dei dati di disturbo radar, rilevamento e stima di segnali non gaussiani, stima dei parametri ed estrazione dei dati da dati SAR interferometrici multicanale. È autore o coautore di otto capitoli di libri, circa 120 articoli su riviste e altro ancora di 150 atti di conferenze.

Maria S. Greco si è laureata in ingegneria elettronica nel 1993 e ha conseguito il Ph.D. laurea in ingegneria delle telecomunicazioni nel 1998, presso l'Università di Pisa, Italia. A partire dal Dal dicembre 1997 al maggio 1998 è entrata a far parte del Georgia Tech Research Institute, Atlanta, GA come visiting research scholar dove ha svolto attività di ricerca nel campo del rilevamento radar su sfondo non gaussiano. Nel 1993 è entrata a far parte del Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione dell'Università degli Studi di Pisa, dove è professore associato da dicembre 2011. È borsista IEEE da gennaio 2011, e lo era destinatario della Barry della IEEE Aerospace and Electronic Systems Society del 2001 Carlton Award per il miglior articolo e destinatario del 2008 Fred Nathanson Young Premio Engineer of the Year per i contributi all'elaborazione del segnale, alla stima e teoria del rilevamento. A maggio e giugno 2015, ha visitato come professore invitato l'Université Paris-Sud, CentraleSupélec, Parigi, Francia. È stata presidente generale, tecnica presidente del programma e membro del comitato organizzatore di numerose conferenze internazionali negli ultimi 10 anni. È caporedattore ospite del numero speciale sul segnale avanzato

elaborazione per applicazioni radar da visualizzare sulla rivista IEEE su argomenti speciali di Signal Processing, dicembre 2015, è stata coeditrice ospite del numero speciale del Journal of the IEEE Signal Processing Society on Special Topics in Signal Processing sulla progettazione di forme d'onda adattive per il rilevamento e la comunicazione agili, pubblicato a giugno 2007 e capo redattore ospite del numero speciale dell'International Journal of Navigation e Osservazione sulla modellazione e l'elaborazione di segnali radar per l'osservazione della Terra pubblicato nell'agosto 2008. È stata redattore associato di IET Proceedings – Sonar, Radar and Navigation, caporedattore di IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, membro del comitato editoriale dello Springer Journal of Advances in Signal Processing (JASP), membro senior del comitato editoriale di IEEE Journal on Selected Topics di Signal Processing (J-STSP) e membro dell'IEEE Signal Array Processing (SAM) Comitati tecnici. È stata anche membro di IEEE AES e IEEE Consiglio dei governatori di SP e presidente del pannello radar IEEE AESS. Lo è stata anche lei SP Distinguished Lecturer per gli anni 2014–2015, AESS Distinguished Lecturer per gli anni 2015–2016, e membro del IEEE Fellow Committee. Maria è una coautrice dei tutorial dal titolo Radar Clutter Modeling, presentati all'International Radar Conferenza (maggio 2005, Arlington, VA), Sea and Ground Radar Clutter Modeling presentato alla IEEE Radar Conference 2008 (maggio 2008, Roma, Italia) e all'IEEE 2012 Radar Conference (maggio 2012, Atlanta, GA), coautore del tutorial RF and Digital Componenti per radar a bassa potenza altamente integrati presentati alla stessa conferenza, del tutorial Recent Advances in Adaptive Radar Detection presentato al 2014 International Radar Conference (ottobre 2014, Lille, Francia) e coautore del tutorial High Resolution Sea and Land Clutter Modeling and analysis, presentato al 2015 IEEE International Radar Conference (maggio 2015, Washington DC). Il suo generale gli interessi riguardano le aree dell'elaborazione, della stima e del rilevamento di segnali statistici teoria. In particolare, i suoi interessi di ricerca includono modelli di clutter, analisi spettrale, rilevamento coerente e incoerente in clutter non gaussiano, tecniche CFAR, radar diversità delle forme d'onda e radar attivi e passivi bistatici / mustistatici. È stata coautrice molti capitoli di libri e più di 150 articoli di riviste e conferenze.