

Titolo del Progetto

Stima multi-oggetto distribuita per la guida autonoma

Candidato : Matteo Tesori
Curriculum : Automatica, Ottimizzazione e Sistemi Complessi (AOSC)
Area : Automatica

Introduzione

In un problema di tracciamento (*tracking*) o mappatura (*mapping*) tradizionale si è interessati a stimare, sulla base di misure fornite da sensori opportuni, lo stato di uno o più oggetti, capaci o meno di muoversi nello spazio, presenti in una certa scena di interesse.

Dato il grande sviluppo della tecnologia, oggi giorno la risoluzione dei moderni sensori (quali, ad esempio, LIDAR o radar operanti in banda X) ha raggiunto livelli tali da rendere apprezzabile non solo la posizione degli oggetti tracciati, ma anche la loro estensione fisica. In questo caso gli oggetti tracciati vengono detti *estesi*.

Nel corso dell'ultima decade si è manifestato un vivo interesse da parte della comunità scientifica nello sviluppo di nuovi metodi e algoritmi che, sfruttando le caratteristiche dei sensori moderni, siano in grado di risolvere i problemi di tracking e mapping svolgendo le seguenti funzioni:

- **detection**: rilevare l'eventuale presenza di uno o più oggetti nella scena di interesse;
- **tracking**: stimarne lo stato (tipicamente posizione e velocità) e la forma (tipicamente lunghezza, larghezza e angolo di orientazione);
- **classification**: distinguerne la tipologia (per esempio, distinguere un pedone da un furgone).

La determinazione di posizione e forma di un oggetto esteso costituisce un problema fondamentale in tutti quei contesti in cui più oggetti indipendenti si muovono o meno in uno spazio limitato, per esempio:

- **veicoli a guida autonoma**: durante il suo moto, per evidenti ragioni di sicurezza, un qualsiasi veicolo a guida autonoma deve necessariamente evitare di collidere con eventuali oggetti circostanti. In questo caso la conoscenza della forma degli oggetti circostanti fornisce informazione preziosa che può essere utilizzata sia per evitare collisioni, che per classificare gli oggetti circostanti. Sulla base di tale classificazione, il veicolo può quindi prioritizzare la sua attenzione verso gli oggetti più sensibili (per esempio, un ciclista può ragionevolmente essere considerato un oggetto più sensibile rispetto un'automobile) e garantire maggiore sicurezza;
- **sorveglianza di traffico portuale**: in un problema di coordinamento di traffico navale in prossimità di un porto può capitare di dover gestire contemporaneamente il movimento di navi di dimensioni molto diverse tra loro. In questo caso è chiaro che, al fine di evitare eventuali collisioni, la sola conoscenza della posizione delle navi può portare a soluzioni inefficienti.

Stato dell'arte

In letteratura si distinguono molti approcci diversi al problema del tracciamento e mappatura di oggetti multipli, ma tra tutti spicca quello basato sui cosiddetti *insiemi aleatori finiti* (*Random Finite Sets - RFSs*), la cui teoria è trattata in dettaglio in [1], [2]. Tale approccio ha portato allo sviluppo di una vasta moltitudine di filtri che, sia per prestazioni che per costo computazionale, possono essere considerati come lo stato dell'arte. Si distinguono, in ordine di prestazioni e costo computazionale crescenti, le seguenti famiglie di filtri RFS:

- **filtri di tipo *PHD* (Probability Hypothesis Density) e *CPHD* (Cardinalized PHD)** [3], [4]: ipotizzano che gli oggetti siano indipendenti ed identicamente distribuiti nell'area sorvegliata. Grazie a questa assunzione, tali filtri risultano semplici da implementare e computazionalmente efficienti;
- **filtri di tipo *multi-Bernoulli*** [5]: ipotizzano che gli oggetti siano indipendenti ma non identicamente distribuiti nell'area sorvegliata. Rilassando l'ipotesi di distribuzione identica per gli oggetti, questi filtri risultano avere prestazioni migliori ma un maggiore onere computazionale rispetto ai filtri PHD o CPHD;
- **filtri di tipo *conjugate prior*** [6]: tali filtri costituiscono una evoluzione dei filtri multi-Bernoulli, in cui si considerano modelli probabilistici più raffinati e realistici. Conseguentemente, i filtri *conjugate prior* risultano ancora più performanti e computazionalmente onerosi.

I filtri RFS richiedono l'utilizzo di un modello di base pensato ad hoc per rappresentare la forma di un oggetto esteso. A tale proposito, in letteratura esistono i seguenti modelli predominanti:

- **random matrix model** [3]: la forma di un oggetto è rappresentata da una matrice simmetrica, definita positiva ed aleatoria. Si tratta di un modello semplice nel quale si assume che la forma dell'oggetto sia una ellisse con opportuni diametri ed angolo di orientazione;
- **random hypersurface model** [7]: la forma di un oggetto è rappresentata da una curva chiusa, espressa in forma parametrica attraverso il suo sviluppo in serie di Fourier. Si tratta di un modello complesso nel quale non si assume alcuna predefinita forma per l'oggetto (e, quindi, del tutto generale).

Un filtro RFS per oggetti estesi è dunque individuato non solo dalla tipologia di filtro RFS considerato, ma anche dal tipo di modello utilizzato per rappresentare la forma del generico oggetto.

Argomenti di ricerca

- **Problema 1: sviluppo di filtri RFS decentralizzati per oggetti estesi.**

Nel contesto dei veicoli a guida autonoma, una problematica particolarmente rilevante è l'occlusione dei sensori. Questa può essere dovuta all'ambiente circostante (si può pensare ad esempio ad un incrocio urbano dove gli edifici impediscono la rilevazione di eventuali ostacoli presenti nelle vie laterali) oppure dalla presenza di oggetti ravvicinati di grandi dimensioni (ad esempio, un TIR può nascondere parzialmente la carreggiata e rendere difficoltosa la rilevazione di eventuali veicoli nella corsia opposta).

Si può pensare di mitigare più o meno efficacemente il problema supponendo di poter scambiare informazioni tra più veicoli a guida autonoma. Secondo questo approccio, un qualsiasi veicolo può affinare la percezione dell'ambiente circostante confrontando le proprie informazioni con quelle di un veicolo che, per una qualsiasi ragione, possiede in quel momento un campo visivo migliore.

Un tema interessante è dunque il problema fondere tra loro le stime prodotte da due o più filtri RFS per oggetti estesi, con l'obiettivo di ottenere una nuova stima più precisa delle stime di partenza. In particolare, per ragioni di affidabilità, è conveniente effettuare tale fusione in maniera distribuita, ovvero in assenza di un centro di fusione dei dati.

In letteratura è possibile trovare esempi di filtri RFS che operano in ambienti distribuiti, e quindi detti *decentralizzati*, in [8], [9], [10].

Un primo possibile argomento di ricerca consiste quindi nell'estendere al caso di oggetti estesi gli esistenti filtri RFS decentralizzati.

- **Problema 2: implementazione di modelli di moto non lineari.**

I filtri RFS producono le proprie stime effettuando due operazioni principali:

- **predizione:** sulla base di un modello di moto, questa operazione cerca di predire nel breve termine la posizione futura degli oggetti;
- **correzione:** sulla base delle misure rilevate dai sensori, questa operazione cerca di compensare gli errori generati durante le predizioni delle future posizioni degli oggetti.

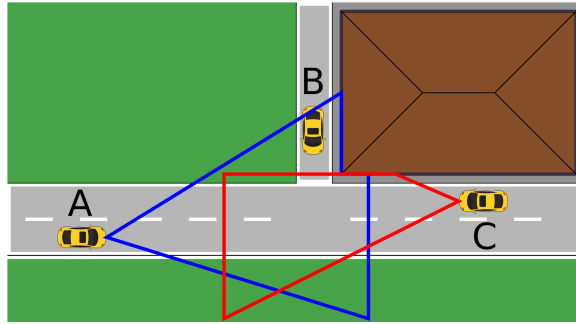


Figure 1: In un contesto non distribuito, il veicolo C non può rilevare la presenza del veicolo B perché il proprio campo di vista (evidenziato in rosso) è occluso da un edificio. In un contesto distribuito, il veicolo C, comunicando con il veicolo A, può rilevare la presenza del veicolo B tramite il campo di vista del veicolo A (evidenziato in blu).

L'accuratezza dei filtri RFS dipende fortemente da come sono definite queste due operazioni. Nella maggior parte dei casi si considerano per semplicità modelli di moto lineari, i quali hanno la limitazione di assumere che gli oggetti si muovano in linea retta. In uno scenario reale, questa assunzione può comportare problemi nel tracciamento di oggetti in grado di effettuare manovre improvvise. In questo caso, il passo di correzione può non essere in grado di compensare gli errori dovuti all'assunzione di moto rettilineo.

Nel contesto della guida autonoma, per esempio, un modello di moto lineare può risultare sufficiente per il tracciamento di un TIR ma non per il tracciamento di un motociclo: date le loro dimensioni, un TIR durante il suo moto non può effettuare una svolta brusca mentre il motociclo sì.

Un secondo problema è quindi il seguente: estendere gli attuali filtri RFS considerando, dove può avere senso, modelli di moto non lineari con l'obiettivo di rilassare l'assunzione di moto rettilineo.

Questo problema è inizialmente investigato nella tesi del candidato, considerando un filtro PHD per oggetti estesi basato sul random matrix model.

- **Problema 3: clustering efficiente dell'insieme di misure.**

Per definizione, un oggetto esteso può generare simultaneamente più misure. La conseguenza principale di questo fatto è che ogni oggetto presente nella scena dà luogo ad un proprio cluster di misure. Il problema fondamentale del tracciamento o mappatura di oggetti estesi è che non è nota la partizione dell'insieme costituito da tutte le misure rilevate che associa correttamente ogni misura al cluster del proprio oggetto.

La soluzione (teorica) dei filtri RFS consiste nel generare ogni possibile partizionamento dell'insieme di tutte le misure. Siccome il numero totale di partizioni cresce combinatoriamente con il numero di misure rilevate, questa soluzione è computazionalmente impraticabile. Gli attuali filtri RFS superano questa difficoltà generando, tramite euristiche, solamente un numero più o meno limitato di partizioni. Questa soluzione pratica comunque non garantisce il fatto che tra le partizioni generate vi sia quella corretta.

Gli algoritmi di clustering attualmente considerati in letteratura si basano sul fatto che un oggetto esteso tende a generare misure vicine tra loro [11]. Conseguentemente, tali algoritmi risultano essere piuttosto accurati fintanto che gli oggetti sono distanziati tra loro (perché in questo caso i cluster sono ben distinti tra loro). Quando questo non succede, ulteriori euristiche vengono impiegate per raffinare la generazione delle partizioni.

Nel contesto della guida autonoma la maggior parte degli oggetti presenti in un scenario urbano non possono essere considerati distanziati, per esempio un gruppo di pedoni che attraversa delle strisce pedonali è un insieme di oggetti estesi ravvicinati tra loro.

Un terzo problema è quindi il seguente: con un costo computazionale accettabile, sviluppare un algoritmo di clustering che sia in grado di gestire oggetti ravvicinati tra loro.

Riferimenti

- [1] R. Mahler. *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*. Artech House, 2007.
- [2] R. Mahler. *Advances in Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*. Artech House, 2014.
- [3] K. Granstrom, A. Natale, P. Braca, G. Ludeno, F. Serafino. *Gamma Gaussian inverse Wishart probability hypothesis density for extended target tracking using X-band marine radar data*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015.
- [4] C. Lundquist, K. Granstrom, U. Orguner. *An extended target CPHD filter and a Gamma Gaussian inverse Wishart implementation*. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, Special Issue on Multi-target Tracking, 2013.
- [5] D. Ma, F. Lian, J. Liu. *Sequential Monte Carlo implementation of cardinality balanced multi-target multi-bernoulli filter for extended target tracking*. IET Radar, Sonar Navigation, 2016.
- [6] K. Granstrom, M. Fatemi, L. Svensson. *Gamma Gaussian inverse-Wishart Poisson multi-Bernoulli Filter for Extended Target Tracking*. Proceedings of the International Conference on Information Fusion, 2016.
- [7] M. Baum, U. Hanebeck. *Extended object tracking with random hypersurface models*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2013.
- [8] W. Yi, G. Li, G. Battistelli. *Distributed Multi-Sensor Fusion of PHD Filters With Different Sensor Fields of View*. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020.
- [9] G. Battistelli, L. Chisci, C. Fantacci, A. Farina, A. Graziano. *Consensus CPHD Filter for Distributed Multitarget Tracking*. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2013.
- [10] L. Gao, G. Battistelli, L. Chisci, A. Farina. *Fusion-based multi-detection multi-target tracking with random finite sets*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021.
- [11] K. Granstrom, C. Lundquist, U. Orguner. *A Gaussian mixture PHD filter for extended target tracking*. 2010 13th International Conference on Information Fusion, 2010.