

## **(Titolo)**

Buongiorno, sono qui per presentare il mio lavoro sulle reti UAV, quindi reti di droni, discutendo un insieme di approcci per il calcolo efficiente delle rotte e della loro copertura.

### **(Slide 2 – Table of contents)**

Questa presentazione offre una panoramica completa delle strategie di pianificazione dei percorsi per UAV. Inizieremo con un'introduzione al tema, per poi esplorare diverse categorie di approcci:

Partiremo dagli algoritmi classici in teoria di ottimizzazione, definendo le reti come grafi, fondamentali ma con limitazioni in scenari complessi. Passeremo poi ai metodi probabilistici, più adatti agli ambienti 3D.

Esamineremo gli algoritmi ispirati alla natura, che offrono soluzioni innovative per problemi multi-obiettivo, e le sfide della coordinazione di squadre di UAV.

Discuteremo approcci specifici per determinati ambienti, cruciali per ottimizzare le prestazioni in contesti unici. Analizzeremo le applicazioni militari, che presentano requisiti particolarmente stringenti.

Concluderemo con un confronto tra i vari metodi e una riflessione sulle sfide future e le direzioni di ricerca promettenti. Questa struttura ci permetterà di comprendere lo stato dell'arte della pianificazione dei percorsi UAV e le prospettive future di questo campo in rapida evoluzione.

### **(Slide 3 – UAV Route Planning)**

Questa immagine ci offre una panoramica dell'evoluzione e della complessità dei veicoli aerei senza pilota o UAV.

Nella parte superiore, vediamo una timeline che mostra lo sviluppo storico degli UAV, partendo dai palloni aerostatici non pilotati degli anni 1780 fino ai moderni droni utilizzati per ricerca, soccorso e applicazioni commerciali. Questa evoluzione evidenzia come la tecnologia UAV si sia trasformata da semplici oggetti volanti a sistemi altamente sofisticati e versatili.

Nella parte inferiore sinistra dell'immagine, abbiamo uno schema che illustra i componenti chiave di un moderno UAV. Possiamo vedere elementi cruciali come il modulo GPS per la navigazione, i vari sensori per la raccolta dati, la telecamera e il sistema LIDAR per il rilevamento e la mappatura dell'ambiente. Questi componenti lavorano insieme per permettere al drone di volare in modo autonomo, evitare ostacoli e svolgere compiti complessi.

Il controllo e l'orientamento all'interno di uno spazio tridimensionale si basa su tre assi, ciascuno rivolto al calcolo del rollio, beccheggio e imbardata, quindi avanzamenti ed oscillazioni - gli algoritmi di route planning devono considerare non solo la posizione del drone nello spazio, ma anche il suo orientamento e come questo cambia durante il volo (es. NDR ambienti urbani/fotografia/riprese/militari)

## (Slide 4 – Classical approaches – Testo)

Gli approcci classici rappresentano il fondamento della pianificazione dei percorsi per UAV. Questa slide evidenzia quattro algoritmi principali:

### Dijkstra's Algorithm

- **Scopo:** Trova il percorso minimo tra un nodo sorgente e tutti gli altri nodi in un grafo pesato e non negativo.
- **Caratteristiche:** Garantisce sempre di trovare il percorso minimo, ma può essere inefficiente su grafi molto grandi.
- **Utilizzo in reti di droni:** Ideale per trovare la rotta più breve per un singolo drone verso una destinazione specifica, considerando il consumo energetico o la distanza come pesi degli archi.

### A\* Algorithm

- **Scopo:** È una variante euristica dell'algoritmo di Dijkstra che utilizza una funzione euristica per stimare la distanza tra un nodo e il nodo obiettivo.
- **Caratteristiche:** Generalmente più efficiente di Dijkstra, soprattutto per grafi grandi e complessi, ma non garantisce sempre di trovare il percorso minimo.
- **Utilizzo in reti di droni:** Molto utile per la pianificazione di rotte in ambienti dinamici, dove le condizioni possono cambiare rapidamente. L'euristica può essere utilizzata per favorire rotte più sicure o più rapide, a seconda delle esigenze.

### Bellman-Ford Algorithm

- **Scopo:** Trova il percorso minimo tra un nodo sorgente e tutti gli altri nodi in un grafo pesato che può contenere archi con pesi negativi.
- **Caratteristiche:** Più robusto di Dijkstra, in quanto può gestire cicli negativi, ma ha una complessità temporale maggiore.
- **Utilizzo in reti di droni:** Può essere utile in scenari in cui ci sono fattori che possono influenzare negativamente la durata del volo, come venti contrari o ostacoli imprevisti.

### Floyd-Warshall Algorithm

- **Scopo:** Calcola le distanze minime tra tutte le coppie di nodi in un grafo pesato.
- **Caratteristiche:** Produce una matrice delle distanze che può essere utilizzata per rispondere rapidamente a query sul percorso minimo tra qualsiasi coppia di nodi.
- **Utilizzo in reti di droni:** Utile per la pianificazione di rotte multiple e per l'analisi della connettività della rete. Può essere utilizzato per identificare i colli di bottiglia e i nodi critici nella rete.

Questi algoritmi, sebbene efficaci in molti scenari, mostrano limitazioni in ambienti 3D complessi o altamente dinamici tipici delle operazioni UAV. La matrice di adiacenza illustra come questi approcci rappresentano l'ambiente come un grafo discreto, che può essere una semplificazione eccessiva (scenari con ostacoli mobili/ambienti altamente dinamici) – per questo sarebbe importante integrare questi metodi con approcci più avanzati o in combinazione con altre tecniche per superare le loro limitazioni intrinseche in scenari complessi o con molteplici vincoli operativi.

### **(Slide 5 – Classical approaches – Immagine)**

Basandomi sui grafici forniti dal paper "Multiple UAVs path planning algorithms: a comparative study", posso discutere i seguenti risultati chiave:

1. Efficienza computazionale:

- L'algoritmo di Floyd-Warshall mostra la crescita più lenta del tempo di calcolo all'aumentare del numero di nodi, rendendolo efficiente per grafi di grandi dimensioni.
- Dijkstra ha una crescita moderata, posizionandosi tra Floyd-Warshall e Bellman-Ford.
- Bellman-Ford mostra la crescita più rapida, indicando che diventa meno efficiente per grafi più grandi.

2. Confronto A\* vs Dijkstra:

- Il tempo di calcolo di Dijkstra cresce in modo significativo all'aumentare del numero di nodi.
- A\* mantiene un tempo di calcolo quasi costante e molto basso, dimostrando una notevole efficienza.

3. Numero di ricerche:

- Dijkstra esplora un numero di nodi che cresce rapidamente all'aumentare delle dimensioni del grafo.
- A\* esplora un numero di nodi significativamente inferiore e quasi costante, indipendentemente dalle dimensioni del grafo.

Questi risultati evidenziano che:

1. A\* è nettamente superiore a Dijkstra in termini di efficienza computazionale e numero di nodi esplorati, specialmente per grafi di grandi dimensioni. Questo lo rende particolarmente adatto per la pianificazione di percorsi UAV in tempo reale in ambienti complessi.
2. Floyd-Warshall, nonostante la sua efficienza per grafi grandi, potrebbe non essere la scelta migliore per applicazioni UAV che richiedono aggiornamenti frequenti dei percorsi, dato il suo approccio all-pairs.
3. Bellman-Ford, sebbene sia il meno efficiente per grafi grandi, potrebbe ancora essere utile in scenari UAV specifici dove sono presenti pesi negativi (ad esempio, considerando correnti d'aria favorevoli).
4. La superiorità di A\* in questi test suggerisce che è un'ottima scelta di base per molte applicazioni di pianificazione di percorsi UAV, ma è importante notare che la sua efficacia dipende fortemente dalla qualità della funzione euristica utilizzata.

### **(Slide 6 – Probabilistic methods – Overview)**

Il Probabilistic Roadmap Method (PRM) rappresenta un significativo avanzamento nella pianificazione dei percorsi per UAV, specialmente in ambienti 3D complessi. Invece di analizzare esaustivamente ogni possibile percorso, questi metodi creano una rappresentazione approssimativa ma efficiente dello spazio navigabile.

Questo metodo è particolarmente efficace per spazi di configurazione ad alta dimensionalità, un aspetto cruciale per gli UAV che devono considerare non solo la posizione, ma anche l'orientamento, la velocità e altri parametri di volo. La roadmap consente un calcolo flessibile di nodi e loro copertura, formando appositi percorsi.

Il PRM opera in due fasi distinte:

1. Fase di apprendimento: costruisce una roadmap campionando casualmente lo spazio libero e connettendo i punti campionati.
2. Fase di query: utilizza la roadmap pre-calcolata per trovare percorsi tra punti specifici.

Come evidenziato nell'immagine, il PRM crea una rete di percorsi possibili (linee sottili) che evitano gli ostacoli (forme nere), fornendo una rappresentazione efficiente dello spazio navigabile.

Il paper citato ha proposto miglioramenti specifici per l'applicazione UAV, presenti nella successiva slide. Nel contesto UAV, il PRM offre vantaggi significativi:

1. Gestisce efficacemente ambienti 3D complessi, cruciali per operazioni UAV in scenari urbani o terreni accidentati.
2. Si adatta bene a vincoli di volo UAV come limiti di raggio di svolta o restrizioni di altitudine.
3. Permette una pianificazione rapida in ambienti di grandi dimensioni, essenziale per missioni UAV dinamiche.

Tuttavia, come notato nel mio survey, il PRM ha alcune limitazioni:

1. La qualità della roadmap dipende dal campionamento casuale, che potrebbe non catturare tutti i passaggi critici.
2. Può essere computazionalmente intensivo nella fase di pre-elaborazione per ambienti molto grandi.
3. L'adattamento a cambiamenti dinamici dell'ambiente può richiedere ricalcoli frequenti.

Nonostante queste sfide, il PRM rimane un approccio potente e flessibile, particolarmente adatto per la pianificazione di percorsi UAV in ambienti complessi e su larga scala.

### **(Slide 7 – Probabilistic methods – Enhancements and advantages)**

Ora discutiamo i vantaggi apportati dal PRM:

- a) Octree-based environment representation: L'immagine mostra chiaramente come l'octree suddivide lo spazio 3D in modo gerarchico, dividendolo in voxels (cubi) di dimensioni sempre più piccole. In questo modo, spazi vuoti e occupati sono rappresentati in modo efficiente, permettendo diversi livelli di dettaglio a diverse scale e riducendo significativamente la memoria necessaria per rappresentare ambienti vasti.
- b) Safety-aware sampling: Questo miglioramento assicura che i punti campionati siano non solo liberi da ostacoli, ma anche sicuri per il volo UAV, considerando margini di sicurezza e adattandoli in base a condizioni come correnti d'aria o zone di turbolenza.
- c) Bounding box array for focused sampling: Permette un campionamento più mirato in aree rilevanti, migliorando l'efficienza computazionale in ambienti vasti e adattandosi dinamicamente alla densità degli ostacoli nelle diverse regioni.
- d) Connectivity evaluation for feasible paths: Garantisce che i percorsi generati siano effettivamente volabili dagli UAV, considerando vincoli di manovra.

Il PRM è un buon metodo per vari motivi:

- La gestione degli ostacoli è efficiente, grazie alla rappresentazione octree, assicurando margini di sicurezza e garantendo i percorsi scelti evitino gli ostacoli in modo realistico
- Risulta essere efficiente in spazi grandi, dato il pre-calcolo della roadmap, riducendo il tempo di richiesta e rappresentando lo spazio in modo rapido ed efficiente
- Risulta essere generalmente flessibile, gestendo sia ambienti interni (es. magazzini) che esterni (es. urbani/naturali), adattandosi a diverse scale e incorporando operazioni specifiche.

### **(Slide 8 – Nature-inspired algorithms – List of approaches)**

Gli algoritmi ispirati alla natura rappresentano un approccio innovativo e potente alla pianificazione dei percorsi UAV, sfruttando modelli di comportamento osservati in natura per risolvere problemi complessi di ottimizzazione.

Il Grey Wolf Optimization, o GWO, si ispira alla struttura sociale e alle strategie di caccia dei lupi grigi. Immaginate un branco di lupi che caccia la sua preda: i lupi alpha, beta e delta guidano la ricerca, mentre gli altri seguono e si adattano. Questo si traduce in un algoritmo che bilancia efficacemente l'esplorazione di nuove aree (come un UAV che cerca nuovi percorsi possibili) e lo sfruttamento delle migliori soluzioni trovate (come un UAV che affina il suo percorso ottimale) basandosi sulle posizioni dei leader.

Passiamo al Particle Swarm Optimization, o PSO. Si pensi a uno stormo di uccelli in volo o banchi di pesci: ogni uccello aggiusta la sua posizione basandosi sulla propria esperienza e su quella del gruppo. Nel contesto UAV, ogni 'particella' è una potenziale soluzione di volo, che si muove nello spazio di ricerca influenzata dalla sua migliore posizione passata e dalla migliore posizione globale trovata dallo stormo. Questa caratteristica rende il PSO particolarmente adatto per l'ottimizzazione di traiettorie fluide in spazi 3D continui, ideale per la pianificazione di percorsi UAV in ambienti dinamici.

Infine, l'Ant Colony Optimization, o ACO, si ispira al comportamento delle formiche nella ricerca del cibo. Le formiche lasciano tracce di feromoni lungo il loro percorso, che altre formiche seguono e rinforzano. Nel tempo, il percorso più efficiente emerge naturalmente. Applicato agli UAV, questo si traduce in un metodo eccellente per pianificare percorsi attraverso una serie di punti di interesse, come in missioni di sorveglianza o consegna.

Tutti questi algoritmi riflettono principi naturali, adattandosi rapidamente a cambiamenti, come ad esempio ostacoli imprevisti e condizioni meteorologiche mutevoli: un'intelligenza di sciame, navigando ambienti complessi e "ragionando" una nuova soluzione.

### **(Slide 9 – Nature-inspired algorithms – Figures)**

In questa slide, sono presenti un po' di rappresentazioni utili a completare il discorso precedente; come si vede, lo spazio è considerato tridimensionalmente, usando delle strategie di ricerca della soluzione ottimale in modo complesso. Il paesaggio rappresenta lo spazio di ricerca, con picchi e valli che indicano possibili ostacoli o punti di interesse, e i lupi aggiornano continuamente le loro posizioni per trovare il percorso ideale evitando gli ostacoli.

Qui si vede più in dettaglio il funzionamento dell'algoritmo GWO: durante la caccia, i lupi si aggiornano in base a tre direzioni principali (quelle di  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\delta$ ), cercando la preda, ovvero la soluzione ottimale:

- $D(\alpha)$ ,  $D(\beta)$ , e  $D(\delta)$  rappresentano le distanze relative ai tre lupi principali rispetto alla preda.
- L'algoritmo genera nuovi punti di esplorazione spostando i lupi nella direzione migliore, simulando la convergenza verso la soluzione, migliorando progressivamente il percorso.

### **(Slide 10 – Multi-UAV coordination - Overview)**

La coordinazione di più UAV rappresenta un affascinante incrocio tra robotica, teoria dell'ottimizzazione e ricerca operativa. Mentre le soluzioni UAV diventano sempre più importanti per ridurre l'inquinamento e aumentare l'efficienza, strategie di coordinazione sofisticate e ben ponderate diventano cruciali, specialmente in scenari complessi che coinvolgono molteplici obiettivi, ambienti dinamici e team eterogenei.

Il problema tipico di calcolo del percorso ottimale è rappresentato dal TSP: trovare il percorso più breve che visita ogni città esattamente una volta e ritorna al punto di partenza. Questo è direttamente applicabile alla pianificazione delle missioni UAV, dove gli UAV devono visitare un insieme di punti di interesse nel modo più efficiente possibile. Il TSP è noto per essere NP-hard, il che significa che non esiste un algoritmo efficiente per risolverlo in modo ottimale per istanze di grandi dimensioni.

Il problema si sposta quindi alla coordinazione multipla, usando formulazioni come il Multiple Traveling Salesperson Problem (MTSP) e il Vehicle Routing Problem (VRP), che incorporano vincoli aggiuntivi. L'MTSP modella scenari in cui squadre di droni (ndr – più agenti) devono visitare collettivamente un insieme di target, ottimizzando criteri come la distanza totale percorsa, il tempo di completamento della missione o il consumo energetico e assicurandosi ogni luogo sia visitato esattamente una volta da uno degli agenti. Il VRP si spinge oltre, considerando fattori come la capacità di carico e le richieste dei clienti, applicabile a missioni di consegna pacchi o raccolta dati entro certe finestre temporali, trovando un insieme di percorsi che minimizzino il costo.

Tuttavia, questi problemi presentano sfide significative. Il raggruppamento e l'allocazione dei task tra gli UAV diventano complessi, specialmente con team eterogenei con diverse capacità.

L'ottimizzazione multi-obiettivo deve bilanciare criteri spesso in conflitto, come minimizzare la distanza percorsa e il consumo energetico. Gli ambienti dinamici richiedono una pianificazione in tempo reale e una rapida risposta ai cambiamenti.

Per affrontare queste sfide, i ricercatori hanno attinto a varie tecniche, come illustrato nell'immagine. Gli algoritmi meta-euristici, come gli algoritmi genetici e l'ottimizzazione dell'ant colony, offrono frameworks flessibili per bilanciare esplorazione e sfruttamento nello spazio di ricerca. Le reti neurali consentono l'apprendimento di pattern complessi e il decision-making in tempo reale. Gli approcci ibridi combinano i punti di forza di più algoritmi per una coordinazione efficiente.

### **(Slide 11 – Multi-UAV coordination - Figure)**

La pianificazione del percorso per droni multipli diventa infatti un problema complesso, che cattura molteplici componenti, date principalmente dalle caratteristiche dell'ambiente.

Partiamo con la molteplicità dell'origine e dell'obiettivo. In molti scenari pratici, come le operazioni di soccorso o la sorveglianza di vaste aree, gli UAV potrebbero essere dispiegati da multiple basi e incaricati di visitare numerosi punti di interesse. Questo introduce immediatamente sfide di coordinazione, come l'assegnazione ottimale dei target agli UAV e la sincronizzazione dei loro percorsi per evitare collisioni e massimizzare la copertura.

Poi c'è la questione dell'incertezza ambientale. In molte applicazioni, gli UAV devono navigare in ambienti solo parzialmente mappati o comprendere elementi dinamici come il traffico o il meteo. Questo richiede algoritmi di pianificazione del percorso che possano gestire informazioni incomplete, adattarsi alle variazioni e prendere decisioni in tempo reale. Le tecniche di controllo robusto, l'ottimizzazione online e i framework probabilistici diventano cruciali in questi scenari.

La presenza di ostacoli, specialmente quelli dinamici, aggiunge un altro livello di complessità. Gli UAV devono non solo pianificare percorsi geometricamente fattibili, ma anche anticipare e reagire ai movimenti degli ostacoli. Questo potrebbe comportare la ripianificazione reattiva del percorso, la previsione del moto dell'ostacolo o tecniche di controllo di evasione.

L'eterogeneità all'interno del team UAV presenta sia sfide che opportunità. UAV con diverse capacità, come l'autonomia o i payload dei sensori, possono essere assegnati in modo ottimale a sottogruppi diversi. Tuttavia, questo rende anche più complesso il problema dell'allocazione delle risorse e richiede algoritmi in grado di gestire i vincoli eterogenei.

Inoltre, l'evoluzione dell'ambiente pone requisiti sulla reattività e l'adattabilità dei sistemi multi-UAV. In scenari altamente dinamici, come le operazioni di soccorso in caso di calamità, le condizioni possono cambiare rapidamente e i piani potrebbero dover essere modificati al volo. Questo richiede architetture di controllo decentralizzate, comunicazione robusta tra UAV e algoritmi di ripianificazione veloci.

Affrontare queste sfide richiede un approccio multidisciplinare, attingendo a tecniche di ricerca operativa, intelligenza artificiale, robotica e teoria del controllo. Ad esempio, i framework di ottimizzazione stocastica possono gestire l'incertezza, mentre l'apprendimento per rinforzo può consentire agli UAV di adattarsi a dinamiche sconosciute.

#### (Slide 12 – Environment-specific approaches - Overview)

Questo approccio si concentra sull'importanza di adattare le strategie di pianificazione del percorso alle caratteristiche specifiche dell'ambiente operativo. Yao et al. presentano un metodo innovativo per affrontare gli scenari di ricerca fluviale, dimostrando come l'incorporazione di conoscenze specifiche del dominio possa portare a prestazioni di ricerca notevolmente migliorate.

Il loro approccio si basa su due componenti chiave:

1. Un Modello di Mistura Gaussiana (GMM) per rappresentare la distribuzione di probabilità a priori delle posizioni dei target lungo il fiume. Invece di trattare il fiume come uno spazio di ricerca uniforme, il GMM consente una rappresentazione più sfumata, identificando "hotspot" dove il target ha maggiori probabilità di essere localizzato. Questa rappresentazione adattiva cattura meglio la natura non uniforme degli ambienti fluviali, con variazioni nell'accessibilità o nelle caratteristiche del flusso.
2. Un metodo di Inserimento di Approssimazione (AI) per la prioritizzazione e il sequenziamento dei segmenti fluviali ad alto valore identificati dal GMM. Questo approccio costruisce iterativamente un percorso di ricerca inserendo strategicamente nuovi segmenti, bilanciando il potenziale premio (in termini di probabilità di rilevamento) e il costo (in termini di tempo di percorrenza). L'AI sfrutta abilmente la topologia lineare dei fiumi, consentendo anche il backtracking quando necessario.

Un aspetto cruciale del loro metodo è la **gestione dei vincoli di tempo di missione**. Gli autori propongono un innovativo metodo greedy positivo/negativo che consente la regolazione fine del percorso, espandendosi in aree ad alta probabilità quando il tempo extra è disponibile, o contraendosi da regioni a bassa probabilità quando il percorso pianificato supera i vincoli di tempo. Questa adattabilità è altamente desiderabile nelle operazioni di ricerca fluviale, dove fattori ambientali come la velocità della corrente possono influenzare notevolmente i tempi di percorrenza.

I risultati della simulazione dimostrano in modo convincente **l'efficacia del loro approccio specifico** per l'ambiente. Il metodo GMM-AI supera costantemente le strategie di base in termini di probabilità di

rilevamento cumulativa, soprattutto su scale temporali più brevi. Ancora più impressionante è la sua robustezza attraverso diverse geometrie fluviali e distribuzioni di probabilità, evidenziando la sua applicabilità a un'ampia gamma di scenari del mondo reale.

Naturalmente, ci sono limitazioni e direzioni per ulteriori miglioramenti, l'attuale implementazione si basa su target stazionari e operazioni a singolo UAV, lasciando spazio all'estensione a target in movimento e coordinamento multi-UAV. Incorporare dinamiche ambientali come vento e visibilità migliorerebbe ulteriormente l'applicabilità. Nonostante queste limitazioni, il lavoro di Yao et al. rappresenta un significativo passo avanti nella pianificazione del percorso specifico per l'ambiente.

### (Slide 13 – Environment-specific approaches - Figures)

Questa slide mostra diverse immagini che illustrano l'approccio specifico per l'ambiente presentato nel lavoro di Yao et al.

L'immagine (a) rappresenta la modellazione di un fiume utilizzando il Modello di Mistura Gaussiana (GMM). Possiamo vedere come il fiume sia suddiviso in diverse regioni (P1, P2, ecc.) a cui sono associate diverse probabilità di presenza del target, rappresentate dalle diverse dimensioni dei cerchi. Questo permette di identificare le "hotspot" dove il target ha maggiori probabilità di trovarsi.

L'immagine (b) mostra come vengano calcolati i percorsi utilizzando il metodo Dubins. Le curve di Dubins, che non abbiamo menzionato prima ma sono cruciali in questo contesto, rappresentano il percorso più breve che un veicolo può seguire tra due punti, considerando un raggio di curvatura minimo. Questo è particolarmente rilevante per gli UAV, che non possono effettuare virate istantanee. I punti etichettati come "Dubins( $P_i, P_j$ )" rappresentano i punti di passaggio che il drone deve attraversare per collegare i nodi  $i$  e  $j$  in modo ottimale e realistico, rispettando i vincoli di manovrabilità del veicolo.

Infine, l'immagine (c)-(f) illustra il funzionamento del metodo di Inserimento di Approssimazione (AI). Viene mostrato come il percorso venga costruito iterativamente, inserendo o aggiungendo nuovi segmenti in modo strategico per bilanciare il premio (probabilità di rilevamento) e il costo (tempo di percorrenza). Questo approccio sfrutta in modo efficace la topologia lineare dei fiumi, consentendo anche il backtracking quando necessario per raggiungere le aree a maggiore probabilità.

L'utilizzo combinato del GMM per modellare la distribuzione di probabilità, delle curve di Dubins per calcolare percorsi realistici, e del metodo AI per ottimizzare la sequenza di ricerca, permette di generare strategie di ricerca altamente efficienti e adattate alle specifiche caratteristiche dell'ambiente fluviale. Questo dimostra l'importanza di integrare conoscenze specifiche del dominio nella pianificazione dei percorsi UAV per ottenere prestazioni superiori in scenari reali complessi.

### (Slide 14 – Military applications - Overview)

Quando si parla di applicazioni militari nel contesto delle reti UAV, ci troviamo ad affrontare una serie di sfide uniche. Questi ambienti operativi sono spesso caratterizzati da situazioni ostili e in rapida evoluzione. Una delle difficoltà principali è rappresentata dai **cambiamenti repentini** nelle condizioni operative, che possono includere ostacoli fisici imprevisti o minacce ambientali come il fuoco nemico.

Un altro aspetto cruciale è che queste missioni sono quasi sempre multi-obiettivo. Ciò significa che i nostri droni devono bilanciare diversi fattori, come la minimizzazione del rischio, la gestione del carburante e il rispetto delle limitazioni temporali, tutto sotto **vincoli stringenti**. Di conseguenza, il processo decisionale e la pianificazione devono avvenire in tempo reale, senza la possibilità di ricalcolare con calma i percorsi.



Il primo approccio è il metodo del Cammino Minimo con Vincoli, o CSP, sviluppato da Royset et al. Questo metodo affronta il problema della pianificazione dei percorsi UAV in presenza di minacce come i missili superficie-aria (SAM). Questo approccio discretizza lo spazio aereo rilevante in una griglia di vertici che rappresentano potenziali waypoint, connessi da archi diretti che rappresentano segmenti di volo. L'obiettivo è trovare un percorso a rischio minimo che soddisfi contemporaneamente i vincoli di consumo di carburante e tempo di volo.

Per farlo, il CSP si affida a tecniche avanzate come la Lagrangian Relaxation e l'Enumerazione (LRE). Questo metodo combina due tecniche potenti:

1. Lagrangian Relaxation: Questa tecnica permette di 'rilassare' temporaneamente i vincoli più difficili del problema, incorporandoli nella funzione obiettivo attraverso dei moltiplicatori di Lagrange. Questo semplifica il problema originale, rendendolo più facile da risolvere.
2. Enumeration: Dopo aver risolto il problema rilassato, l'algoritmo enumera le soluzioni candidate, cercando quella che soddisfa tutti i vincoli originali e ottimizza l'obiettivo.

L'LRE è particolarmente efficace per problemi di grandi dimensioni. Come riportato nel paper di Royset et al., può gestire problemi con oltre 100.000 vertici e archi, considerando fino a dieci vincoli laterali, tipicamente in pochi minuti su un normale computer personale. Questa efficienza lo rende ideale per applicazioni militari in tempo reale.

Un aspetto cruciale dell'LRE è la sua capacità di ridurre aggressivamente il carico di lavoro sulla rete eliminando gli archi che non possono giacere su percorsi ottimali. Questo processo di pre-elaborazione migliora significativamente l'efficienza computazionale.

Il secondo approccio da discutere è il Real-Time Network Approach, sviluppato da Myers et al. Questo metodo si distingue perché integra la dinamica di volo degli UAV e l'ambiente ostile, inclusi gli ostacoli, direttamente nella rete di pianificazione. In pratica, questo approccio non solo considera gli ostacoli statici come montagne o edifici, ma può anche tener conto di ostacoli dinamici, come altri velivoli, bersagli mobili o minacce emergenti.

Un aspetto particolarmente innovativo è l'uso di pseudonodi. Questi sono nodi virtuali che vengono inseriti nel grafo per simulare un comportamento più realistico degli aerei, rappresentando manovre di virata/accelerazione/decelerazioni e transizioni più vicine alla realtà fisica del volo. Inoltre, questo approccio adatta l'algoritmo di Dijkstra in modo selettivo per calcolare percorsi ottimali tenendo conto di vincoli complessi e reali (usato per questioni di tempo/garanzia ottimalità, gestione di grafi sparsi), garantendo che gli UAV possano navigare efficacemente attraverso il campo di battaglia, evitando ostacoli e riducendo i rischi.

Il metodo utilizza anche il modello delle curve di Dubins per approssimare i percorsi a distanza minima tra due punti per un veicolo con un raggio di svolta minimo e velocità costante. Questo è particolarmente adatto per gli UAV, che non possono effettuare virate istantanee. Per garantire precisione su lunghe distanze, il metodo scala i tempi di volo utilizzando la distanza di Haversine, che calcola la distanza più breve tra due punti sulla superficie terrestre.

Myers et al. hanno anche adattato l'algoritmo di Dijkstra per lavorare con questi pseudonodi, garantendo che i percorsi trovati rispettino i vincoli della dinamica di volo. Questo approccio si è dimostrato notevolmente efficiente: lo scenario più complesso testato, con 30 obiettivi e 3 ostacoli, è stato risolto in circa un secondo.

## **(Slide 15 – Military applications – Strengths and limitations)**

### **1. Forze comparative del metodo CSP:**

Il metodo Constrained Shortest Path (CSP) eccelle nella gestione di vincoli multipli, rendendolo ideale per missioni complesse. In dettaglio:

- **Gestione di vincoli multipli:** Il CSP può incorporare simultaneamente diversi tipi di vincoli, come limiti di carburante, finestre temporali, restrizioni di altitudine e soglie di rischio. Questo è particolarmente utile in scenari militari dove ogni aspetto della missione deve essere attentamente calibrato.
- **Ottimizzazione globale:** A differenza di approcci che ottimizzano un solo parametro alla volta, il CSP trova un equilibrio ottimale tra tutti i vincoli, garantendo che la soluzione sia globalmente ottimale rispetto a tutti i criteri considerati.
- **Flessibilità nella definizione dei vincoli:** Il metodo permette di definire vincoli sia hard (che devono essere rigorosamente rispettati) che soft (che possono essere violati con penalità), offrendo maggiore flessibilità nella pianificazione delle missioni.
- **Adatto a missioni pre-pianificate:** Il CSP è particolarmente efficace per missioni che richiedono una pianificazione dettagliata in anticipo, come operazioni di infiltrazione o missioni di ricognizione a lungo termine.

### **2. Forze comparative dell'approccio Real-time:**

L'approccio in tempo reale si distingue per la sua velocità di calcolo e adattabilità agli ambienti dinamici. Approfondiamo:

- **Calcolo rapido:** Questo approccio può generare o modificare percorsi in frazioni di secondo, essenziale in situazioni di combattimento dove le decisioni devono essere prese istantaneamente.
- **Adattabilità dinamica:** Può rapidamente ricalcolare percorsi in risposta a nuove informazioni, come l'emergere di minacce impreviste o cambiamenti nelle condizioni meteorologiche.
- **Integrazione di dati in tempo reale:** Può incorporare dati provenienti da sensori di bordo o da sistemi di intelligence in tempo reale, permettendo decisioni basate sulle informazioni più aggiornate.
- **Gestione efficiente degli ostacoli:** L'approccio in tempo reale è particolarmente efficace nel navigare attraverso ambienti con ostacoli in movimento o che cambiano rapidamente.

### **3. Limitazioni di entrambi gli approcci:**

Entrambi i metodi presentano alcune limitazioni significative:

- **Focus su routing single-UAV:**
  - **CSP:** Tende a concentrarsi sull'ottimizzazione del percorso per un singolo UAV, non considerando le potenziali interazioni o sinergie tra più veicoli.
  - **Real-time:** Anche se potenzialmente più flessibile, l'approccio in tempo reale spesso si concentra su decisioni locali per un singolo UAV, mancando di una visione d'insieme per operazioni multi-UAV.

- Gestione limitata di paesaggi di minacce in rapido cambiamento:
  - CSP: Essendo basato su una pianificazione pre-missione, può diventare subottimale o persino pericoloso se il paesaggio delle minacce cambia significativamente durante la missione.
  - Real-time: Sebbene più reattivo, potrebbe non avere la capacità di prevedere o anticipare cambiamenti complessi nel paesaggio delle minacce, portando potenzialmente a decisioni miopi.
- Mancanza di considerazioni sulla coordinazione multi-UAV:
  - CSP: Non è intrinsecamente progettato per gestire le complessità della coordinazione tra più UAV, come la suddivisione dei compiti o l'evitamento delle collisioni.
  - Real-time: Sebbene potenzialmente più adattabile, manca di un framework integrato per la coordinazione efficiente di una flotta di UAV.

#### 4. Implicazioni per il futuro della ricerca:

Questi limiti suggeriscono diverse direzioni cruciali per la ricerca futura:

- Sviluppo di approcci ibridi: Combinare i punti di forza del CSP e dell'approccio in tempo reale potrebbe portare a soluzioni che sono sia robuste che adattive.
- Integrazione di tecnologie di IA e machine learning: Queste potrebbero migliorare la capacità di previsione e adattamento in scenari complessi e dinamici.
- Focus sulla coordinazione multi-UAV: Sviluppare algoritmi che possano gestire efficacemente flotte di UAV, considerando aspetti come la comunicazione inter-veicolo, la distribuzione dei compiti e l'ottimizzazione collettiva delle risorse.
- Miglioramento della gestione delle minacce dinamiche: Ricerca su metodi predittivi che possano anticipare cambiamenti nel paesaggio delle minacce e adattarsi proattivamente.
- Considerazioni etiche e legali: Con l'aumento dell'autonomia degli UAV, diventa cruciale incorporare considerazioni etiche e legali nei processi decisionali automatizzati.

### **(Slide 16 – Military applications - Figures)**

La Figura 2 illustra in modo chiaro la differenza fondamentale tra questo approccio e i metodi di discretizzazione tradizionali dello spazio aereo. L'immagine (a) mostra uno scenario ipotetico con ostacoli, mentre l'immagine (b) presenta il percorso ottimale che evita tali ostacoli in modo fluido. Questo percorso ottimale non viene però necessariamente incluso nella rappresentazione a griglia mostrata in (c), poiché la discretizzazione dello spazio in celle fisse può non catturare adeguatamente la traiettoria ideale. Questo è un limite critico degli approcci basati su griglie, che non garantiscono di includere il percorso ottimale all'interno della rete generata.

Per superare questa limitazione, l'approccio di Myers et al. introduce il concetto di "pseudonodi", come evidenziato nella Figura 8. Questi pseudonodi non rappresentano posizioni fisiche dell'UAV, ma piuttosto punti di passaggio virtuali che consentono di modellare in modo realistico il comportamento di volo del velivolo. La figura (a) mostra l'aggiunta di un pseudonodo  $j_{ik}$ , che cattura il fatto che l'UAV, nel passare dal nodo  $i$  al nodo  $k$ , dovrà modificare la sua traiettoria e orientamento per effettuare una

manovra ottimale. La figura (b) illustra poi come questi pseudonodi vengano correttamente interconnessi per formare il percorso complessivo.

Questa capacità di incorporare in modo esplicito le dinamiche di volo, come i vincoli di raggio di sterzata, rappresenta un aspetto cruciale per garantire che i percorsi calcolati siano effettivamente realizzabili e fluidi per l'UAV. A differenza di un semplice approccio basato su una griglia, che potrebbe generare traiettorie "a scatti", il metodo di Myers et al. produce percorsi ottimali rispettando fedelmente le caratteristiche di manovrabilità del velivolo.

Inoltre, la Figura 6 fornisce un esempio concreto della rete utilizzata per testare questo approccio, che include basi, target e ostacoli poligonali. Questo livello di dettaglio e realismo nell'ambiente di simulazione è fondamentale per validare l'applicabilità dell'algoritmo in scenari militari realistici, caratterizzati da una complessa geografia e da una varietà di elementi da considerare.

In sintesi, queste immagini illustrano come il Real-Time Network Approach di Myers et al. superi alcune limitazioni fondamentali dei metodi tradizionali, offrendo una rappresentazione più accurata e realistica dello spazio di volo e delle dinamiche dell'UAV, cruciale per applicazioni militari avanzate.

### **(Slide 17 – Comparison of approaches (1))**

Questa tabella offre una panoramica comparativa approfondita delle principali categorie di approcci per la pianificazione dei percorsi UAV, evidenziando i punti di forza e debolezza di ciascuno.

#### **Approcci classici:**

Gli algoritmi chiave in questa categoria, come Dijkstra, A\*, Bellman-Ford e Floyd-Warshall, sono ben noti e affidabili per la pianificazione di percorsi in ambienti statici o a 2D/3D semplici. Essi presentano una complessità computazionale polinomiale e sono facili da implementare. Tuttavia, hanno difficoltà a gestire ambienti complessi e dinamici, essendo ottimizzati per obiettivi singoli e non in grado di incorporare facilmente vincoli e requisiti multipli tipici delle applicazioni UAV.

#### **Approcci probabilistici:**

Metodi come il Probabilistic Roadmap (PRM) e Rapidly-Exploring Random Trees (RRT) si basano sul campionamento casuale dello spazio delle configurazioni per creare una roadmap efficiente (il secondo costruisce una roadmap incrementale con un albero di percorsi casuali). Ciò li rende particolarmente adatti per ambienti 3D complessi con ostacoli, sfruttando la flessibilità della rappresentazione probabilistica. Tuttavia, possono perdere percorsi ottimali se il campionamento non è ben progettato, e richiedono una fase di tuning accurata per garantire prestazioni adeguate.

#### **Algoritmi ispirati alla natura:**

Questa categoria include tecniche come PSO, ACO, GWO e vari ibridi (es. GSA, in cui le possibili soluzioni sono modellate come oggetti massivi che esercitano una forza gravitazionale gli uni sugli altri. L'idea è che gli oggetti con massa maggiore, corrispondenti alle soluzioni migliori, attrarranno gli altri oggetti (soluzioni candidate) verso di sé, guidando così il processo di ottimizzazione).

Tali approcci si ispirano ai comportamenti collettivi osservati in natura, come lo stormo di uccelli o la colonia di formiche, per esplorare in modo adattivo ed efficiente lo spazio di ricerca. Essi si dimostrano particolarmente adatti per problemi di ottimizzazione multi-obiettivo in ambienti dinamici,

grazie alla loro capacità di bilanciare esplorazione e sfruttamento. Tuttavia, possono soffrire di convergenza prematura e richiedono una scelta oculata dei parametri.

La tabella evidenzia come ciascuna categoria abbia punti di forza e debolezze specifici, rendendole più o meno adatte a determinati casi d'uso. Gli approcci classici sono affidabili e semplici per scenari 2D/3D statici, mentre quelli probabilistici gestiscono meglio la complessità 3D a scapito di una maggiore necessità di tuning. Gli algoritmi ispirati alla natura emergono come soluzioni potenti per affrontare problemi di ottimizzazione multi-obiettivo in ambienti dinamici, ma richiedono una maggiore attenzione nella progettazione e parametrizzazione.

### **(Slide 18 – Comparison of approaches (2))**

Questa seconda tabella comparativa offre una visione ancora più approfondita delle diverse categorie di approcci per la pianificazione di percorsi UAV e le loro applicazioni.

#### **Multi-UAV Coordination:**

Questa categoria si concentra sulle sfide specifiche della coordinazione di squadre di UAV, come l'MTSP (Multiple Traveling Salesman Problem) e il VRP (Vehicle Routing Problem). Gli algoritmi chiave in questo ambito, come GSA e GA, devono affrontare problemi complessi di allocazione di task, ottimizzazione multi-obiettivo e gestione di ambienti dinamici. Tali approcci sono particolarmente adatti per scenari che richiedono il dispiegamento di flotte eterogenee di droni che devono interagire in modo coordinato.

#### **Environment-Specific:**

Alcuni metodi, come l'approccio basato su Modelli di Mistura Gaussiana (GMM) e Inserimento di Approssimazione (AI) presentati in precedenza, si concentrano sull'adattamento della pianificazione dei percorsi alle caratteristiche specifiche dell'ambiente operativo. Questo è il caso, ad esempio, degli scenari di ricerca fluviale, dove poter sfruttare la conoscenza del dominio permette di ottenere prestazioni significativamente migliori rispetto ad approcci più generici.

#### **Military Applications:**

Per le applicazioni militari, emergono soluzioni come il metodo Constrained Shortest-Path (CSP) e l'approccio di rete in tempo reale, entrambi progettati per gestire le sfide peculiari di tali scenari: ambienti ostili in rapida evoluzione, requisiti di sicurezza stringenti, necessità di pianificazione e decisioni veloci. Queste soluzioni mirano a bilanciare in modo robusto fattori come il rischio, il consumo di carburante e il tempo di missione, considerando anche problemi logistici e di allocazione di task in contesti con grandi team, come la consegna di pacchi o le operazioni di soccorso su larga scala.

## (Slide 19 – Future challenges and research directions)

**L'integrazione delle capacità di routing UAV con tecnologie emergenti** come 5G, Internet of Things e sistemi intelligenti rappresenta una delle principali aree di sviluppo. Le reti 5G, con la loro maggiore ampiezza di banda e connettività ultra-affidabile, apriranno nuove possibilità per lo scambio di informazioni in tempo reale tra gli UAV e i sistemi di controllo a terra. Ciò consentirà una consapevolezza situazionale più approfondita, permettendo agli algoritmi di pianificazione di adattarsi dinamicamente agli eventi in evoluzione nell'ambiente operativo. Allo stesso modo, l'integrazione con sensori IoT distribuiti potrà fornire dati contestuali più ricchi, come condizioni meteorologiche, traffico e dinamiche di ostacoli, migliorando ulteriormente la capacità di reazione e adattamento dei sistemi di routing.

Un'altra sfida cruciale riguarda il **miglioramento della scalabilità e dell'adattabilità** in tempo reale degli algoritmi di pianificazione. Man mano che le applicazioni UAV si espandono, gli scienziati dovranno sviluppare soluzioni in grado di gestire in modo efficiente flotte eterogenee di velivoli, operanti in ambienti altamente dinamici e complessi. Ciò richiederà progressi significativi nell'ottimizzazione multiobiettivo, nell'apprendimento automatico e nei metodi di controllo distribuito e decentralizzato. Gli algoritmi dovranno essere in grado di ridistribuire rapidamente i compiti e riallocare le risorse in base alle condizioni mutevoli, garantendo al contempo la resilienza e l'affidabilità del sistema complessivo.

La **coordinazione efficace di squadre di UAV** rappresenta un'ulteriore frontiera di ricerca affascinante. Sviluppare approcci innovativi per l'allocazione intelligente dei compiti, il monitoraggio della salute della flotta e la cooperazione tra velivoli eterogenei sarà essenziale per sfruttare appieno il potenziale delle operazioni multi-UAV. Tecniche di intelligenza artificiale, teoria dei giochi e metodi di controllo multi-agente saranno fondamentali per creare sistemi di coordinazione robusti e scalabili.

Parallelamente, **l'interazione armoniosa tra gli operatori umani e le flotte autonome di UAV** emergerà come un'area di ricerca cruciale. Gli scienziati dovranno affrontare sfide legate all'interfaccia utente, all'assegnazione di compiti mista uomo-macchina e alla supervisione delle capacità di autonomia dei sistemi. Questo campo richiederà un approccio interdisciplinare, combinando competenze in ergonomia, interazione uomo-macchina e sistemi intelligenti.

Infine, le **considerazioni ambientali e le sfide etiche e normative** non potranno essere trascurate. Gli algoritmi di pianificazione dovranno essere progettati per minimizzare l'impatto ambientale, ottimizzando fattori come il consumo energetico e le emissioni. Allo stesso tempo, le implicazioni etiche legate all'impiego di sistemi autonomi, come questioni di sicurezza, responsabilità e privacy, richiedono un attento esame. L'accettazione pubblica di queste tecnologie sarà fondamentale per la loro adozione su larga scala.

Queste direzioni di ricerca suggeriscono che il **futuro della pianificazione dei percorsi UAV** si muoverà verso soluzioni sempre più sofisticate, scalabili e integrate, in grado di affrontare le sfide tecnologiche, ambientali e sociali emergenti. Gli studenti universitari dovranno prepararsi ad affrontare questa vasta gamma di problemi interdisciplinari, combinando competenze di vari ambiti per guidare l'evoluzione di queste tecnologie all'avanguardia.