

---

ALMA MATER STUDIORUM • UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

---

**Dipartimento di Ingegneria Industriale**

Corso di Laurea in Ingegneria Aerospaziale

**Elaborato di Tesi**

**Ottimizzazione delle traiettorie  
per il rientro atmosferico dei  
razzi riutilizzabili:  
una panoramica sulle moderne  
tecniche in uso**

**Candidato:**  
Enrico Cesarano

**Relatore:**  
Prof. Matteo Zanzi

---

Anno Accademico 2024/2025

## Abstract

Il rientro atmosferico dei razzi riutilizzabili rappresenta una delle fasi più critiche delle missioni spaziali, in cui è necessario ottimizzare la traiettoria per bilanciare efficienza energetica, precisione e rispetto dei vincoli fisici. Questa tesi analizza le principali tecniche di ottimizzazione impiegate in questo contesto, esaminando sia approcci avanzati come il Sequential Convex Programming (SCP), il Model Predictive Control (MPC) e gli algoritmi di Machine Learning, sia metodi più consolidati come la fusione sensoriale.

Viene inoltre esplorata l'evoluzione storica delle strategie di guida e controllo, con un'analisi approfondita di missioni di successo. Tra queste, il programma Apollo, il Falcon 9, che sfrutta il rientro multifase (boost-back, entry burn, landing burn), e Starship, che ha introdotto soluzioni innovative come il belly flop per massimizzare l'efficienza del recupero.

Attraverso un confronto tra tecniche tradizionali e moderne, la tesi fornisce una panoramica critica delle soluzioni disponibili, evidenziandone i vantaggi, i limiti e i trade-off. L'obiettivo è offrire una guida chiara alla scelta delle strategie ottimali per il rientro atmosferico e proporre spunti per futuri sviluppi tecnologici. In particolare, viene enfatizzato il ruolo dell'intelligenza artificiale e dell'integrazione tra ottimizzazione offline e online, elementi chiave per migliorare la sostenibilità e l'efficacia delle missioni spaziali riutilizzabili.

# Contents

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>3</b>
1.1	Importanza dell'ottimizzazione . . . . .	3
1.2	Problematiche da affrontare durante il rientro atmosferico . . . . .	3
1.2.1	Sollecitazioni Termiche e Strutturali . . . . .	3
1.2.2	Consumo di carburante . . . . .	4
1.2.3	Atterraggio . . . . .	4
1.3	Introduzione delle tecniche di ottimizzazione . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Problemi Tecnici delle Traiettorie Ottimizzate</b>	<b>5</b>
2.1	Vincoli Fisici . . . . .	5
2.1.1	Sollecitazioni Termiche . . . . .	5
2.1.2	Carichi Strutturali . . . . .	7
2.2	Costo Computazionale . . . . .	9
<b>3</b>	<b>Stato dell'arte: analisi tecniche utilizzate e casi studio</b>	<b>10</b>
3.1	Analisi introduttiva delle tecniche . . . . .	10
3.2	Principali tecniche di ottimizzazione . . . . .	12
3.2.1	Sequential Convex Programmin (SCP) . . . . .	12
3.2.2	Model Predictive Control (MPC) . . . . .	15
3.2.3	Zero-Effort Miss/Zero-Effort Velocity (ZEM/ZEV) . . . . .	17
3.2.4	Machine Learning . . . . .	19
3.2.5	Fusione Sensoriale . . . . .	23
3.3	Casi Studio . . . . .	27
3.3.1	Capsula Apollo . . . . .	27
3.3.2	Falcon 9 . . . . .	29
3.3.3	Starship . . . . .	31
<b>4</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>34</b>

# 1 Introduzione

## 1.1 Importanza dell'ottimizzazione

In un'epoca in cui assistiamo a imprese tecnologiche straordinarie, a partire dallo sviluppo della famiglia di lanciatori Falcon 9, il successo del New Shepard, fino ad arrivare all'impressionante rientro del Super Heavy Booster di Starship, emerge con forza l'importanza dello sviluppo di sistemi di guida avanzati capaci di ottimizzare la traiettoria. Questi sistemi, non solo garantiscono efficienza e precisione, ma sono fondamentali per il successo di razzi riutilizzabili e per la riduzione dei costi delle operazioni spaziali. L'ottimizzazione delle traiettorie durante la fase di ascesa si rivela fondamentale in quanto garantisce l'efficienza delle missioni in orbita. Una traiettoria calcolata in modo accurato consente, infatti, di ridurre il consumo di carburante, minimizzare lo stress meccanico dovuto alla pressione aerodinamica e assicurare un inserimento orbitale preciso, evitando che il payload diventi inutilizzabile. Allo stesso modo, durante la discesa, assicurare l'esecuzione di una traiettoria calcolata è altrettanto rilevante. Ciò permette infatti di:

- ridurre le sollecitazioni termiche, ad esempio, distribuendo uniformemente il carico sullo scudo termico
- garantire un atterraggio preciso e sicuro
- minimizzare, di nuovo, il consumo di carburante e in generale di ridurre i costi dell'operazione

L'ottimizzazione delle soluzioni di guida è importante anche in altri contesti, come ad esempio: missioni interplanetarie, orbite satellitari. L'obiettivo di questo elaborato è analizzare e studiare le strategie necessarie per definire un profilo di volo ottimizzato.

## 1.2 Problematiche da affrontare durante il rientro atmosferico

Come accennato in precedenza, il rientro atmosferico comporta la gestione di numerose problematiche, tra cui le intense sollecitazioni termiche e strutturali, l'ottimizzazione del consumo di carburante e la necessità di garantire la massima precisione nell'atterraggio.

### 1.2.1 Sollecitazioni Termiche e Strutturali

Durante la discesa, l'attrito con l'atmosfera genera temperature estremamente elevate, comprese tra 1500 °C e 3000 °C. Per gestire queste condizioni critiche, è fondamentale sviluppare scudi termici capaci di garantire una distribuzione uniforme del calore, limitando al contempo il peso aggiuntivo che queste protezioni introducono. Inoltre, la struttura del veicolo deve essere progettata per

resistere alle intense accelerazioni che si verificano durante la manovra, sopportando forze  $G$  elevate senza compromettere l'integrità strutturale, ma evitando di appesantirla eccessivamente.

### 1.2.2 Consumo di carburante

Il propellente disponibile per le manovre di rientro è limitato, rendendo fondamentale l'ottimizzazione della traiettoria per ridurre al minimo il consumo. Questo obiettivo può essere raggiunto sfruttando la resistenza aerodinamica per rallentare il veicolo e pianificando con precisione le accensioni dei motori.

### 1.2.3 Atterraggio

La riduzione dei costi delle missioni spaziali dipende anche dalla capacità di effettuare un atterraggio preciso, che semplifica il riutilizzo del sistema. Questo risultato è reso possibile grazie all'impiego di un sistema di guida avanzato e altamente performante.

## 1.3 Introduzione delle tecniche di ottimizzazione

Per strutturare una traiettoria di volo ottimale, è necessario sviluppare e implementare diverse strategie avanzate. Ciascuna di queste tecniche contribuisce a risolvere alcune delle problematiche spiegate in precedenza. Tra le strategie principali si annoverano:

- Sequential Convex Programming (SCP): trasforma problemi complessi in sequenze risolvibili.
- Model Predictive Control (MPC): permette una pianificazione dinamica e adattativa della traiettoria.
- Zero-Effort-Miss/Zero-Effort-Velocity (ZEM/ZEV): minimizza distanza e velocità residue
- Fusione Sensoriale: combina dati da sensori per un controllo più accurato.
- Machine Learning: adattamento in tempo reale e miglioramento delle previsioni dinamiche.

L'integrazione di queste strategie consente di affrontare le sfide legate al rientro atmosferico in modo sinergico. Combinare, infatti, questi approcci consente di raggiungere un equilibrio tra efficienza, sicurezza e precisione, che è fondamentale per il successo dei razzi riutilizzabili.

## 2 Problemi Tecnici delle Traiettorie Ottimizzate

### 2.1 Vincoli Fisici

#### 2.1.1 Sollecitazioni Termiche

Quando un corpo penetra nell'atmosfera, la sua superficie interagisce con le molecole d'aria. L'attrito prodotto da questa interazione, dovuto alle velocità estremamente elevate raggiunte durante il rientro atmosferico, genera un calore sufficiente a vaporizzare o erodere la superficie dell'oggetto, creando uno strato di plasma intorno al veicolo. Tale fenomeno è accompagnato da **effetti ablativi**, in cui i materiali dello scudo termico si consumano per proteggere la struttura sottostante dissipando energia attraverso trasformazioni di fase, sublimazione o vaporizzazione. Per aggiungere un po' di prospettiva alle mie parole, consideriamo il caso dello Space Shuttle. Esso possedeva una massa di 100 kg, si muoveva ad una velocità orbitale di 7700 m/s ad una quota di 300 km. Questi dati consentono di calcolare l'energia cinetica e potenziale della navicella, risultando in un'energia meccanica totale pari a

$$E = 3.23 \times 10^{12} J \quad (1)$$

L'energia, durante la discesa, viene convertita in calore a causa dell'attrito precedentemente menzionato comportando temperature di circa 1500°C.



Figure 1: Starship Re-entry

Un mezzo efficace per contrastare le elevate temperature è rappresentato dai **Sistemi di Protezione Termica (TPS - Thermal Protection Systems)**, che si dividono in diverse tipologie:

- Sistemi Ablativi: Utilizzano materiali che riducono i carichi termici consumandosi progressivamente. Applicazioni reali includono le capsule Apollo e le sonde Viking.

- Sistemi Riutilizzabili: Mantengono inalterata la massa e le proprietà dei materiali, distinguendosi in:
  - Sistemi ad Assorbimento Termico: Impiegano materiali ad alta capacità termica, come le piastrelle ceramiche dello Space Shuttle, per accumulare energia e rilasciarla gradualmente dopo il rientro.
  - Sistemi a Raffreddamento Passivo: Disperdono il calore per radiazione o conduzione verso aree meno stressate, utilizzando materiali avanzati. Il veicolo spaziale X-37B è un esempio di applicazione reale che si basava sull'uso di una combinazione di tecniche tra cui il raffreddamento passivo.
  - Sistemi a Raffreddamento Attivo: Fluidi come acqua o carburante assorbono il calore e lo trasportano lontano dalle aree critiche; nei motori, questo metodo è noto come raffreddamento rigenerativo. Il concetto è stato esplorato nel progetto Rocketdyne X-33.

Lo scudo termico viene quindi progettato a seconda della missione. Ad esempio, in caso di rientro da orbite LEO è sufficiente una protezione moderata, mentre qualora si preveda un rientro interplanetario o ad alte velocità risultano essenziali gli scudi termici ablativi. Inoltre, nella progettazione di uno scudo termico per una data missione, è necessario implementare una soluzione di compromesso fra le varie richieste di peso, complessità e affidabilità.

Diversi fattori possono influire sul calore generato durante la discesa, tra cui la velocità di ingresso nell'atmosfera, la forma e le dimensioni del corpo in discesa, la densità nel punto di ingresso (la quale varia secondo un andamento esponenziale) e l'angolo di entrata. È particolarmente importante sottolineare l'ultimo di questi parametri nell'ambito di questo elaborato. L'ottimizzazione della traiettoria consente, infatti, di ottenere una distribuzione uniforme dei carichi termici, evitando sollecitazioni termiche concentrate sul veicolo. Questo si ottiene valutando attentamente l'angolo di discesa, che deve evitare un'inclinazione eccessiva per prevenire aumenti di calore dovuti a maggior attrito, ma al contempo, non deve essere troppo ridotto, poiché ciò potrebbe incrementare il tempo di esposizione a temperature elevate e il rischio di "skip reentry" atmosferico.

### 2.1.2 Carichi Strutturali

Durante il rientro atmosferico, il veicolo spaziale attraversa un regime ipersonico, affrontando forze aerodinamiche significative. La principale fonte di stress è rappresentata dalla resistenza d'onda, generata dall'interazione tra il flusso d'aria e la superficie del veicolo. Le onde d'urto provocano una distribuzione di pressione non uniforme, concentrando le sollecitazioni sulle superfici anteriori, particolarmente vulnerabili. Per mitigare il rischio di deformazioni o cedimenti, è essenziale progettare una struttura robusta e utilizzare materiali avanzati, come leghe metalliche leggere o compositi a matrice ceramica.

Il flusso turbolento e le onde d'urto che interagiscono con il veicolo possono generare vibrazioni strutturali significative. Queste vibrazioni possono innescare o amplificare oscillazioni torsionali o flessionali, particolarmente critiche se coincidono con i modi naturali di vibrazione della struttura. Il fenomeno della risonanza può risultare in una rapida amplificazione delle forze, mettendo a rischio l'integrità del veicolo. Per prevenire tali effetti, è fondamentale una progettazione strutturale che consideri i modi vibrazionali naturali e includa smorzatori o elementi elastici in grado di dissipare l'energia delle vibrazioni.

I vincoli strutturali limitano, inoltre, il valore massimo della decelerazione, espresso in "g". Tuttavia, anche decelerazioni eccessivamente basse possono rappresentare un rischio, aumentando la probabilità di skip re-entry, ossia il rimbalzo fuori dall'atmosfera. Anche in questo caso, come per le sollecitazioni termiche, l'angolo di discesa ha una forte influenza sul picco di decelerazione. In particolare, maggiore è l'angolo di discesa, maggiore è il picco di decelerazione. In parole povere, questo deriva dal fatto che maggiore è l'angolo di discesa più il veicolo viene spinto in profondità prima di raggiungere tale picco.

**Corridoio di Rientro** Il corridoio di rientro rappresenta un intervallo tridimensionale nello spazio entro il quale un veicolo deve transitare per completare con successo la discesa atmosferica. Questo corridoio è delimitato da due limiti principali:

1. Il limite superiore (overshoot), al di sopra del quale il veicolo rischia di rimbalzare fuori dall'atmosfera.
2. Il limite inferiore (undershoot), sotto il quale si rischiano picchi eccessivi di decelerazione e riscaldamento.

Per il successo del rientro atmosferico, è fondamentale comprendere e, ove possibile, ottimizzare le dimensioni del corridoio di rientro. Questo corridoio è delimitato da due limiti principali: il limite superiore, definito dalla velocità e dall'angolo di ingresso necessari per garantire che il veicolo penetri efficacemente nell'atmosfera, e il limite inferiore, determinato dalla massima decelerazione e dal massimo tasso di riscaldamento tollerabili.

La progettazione del veicolo e della traiettoria influisce sulla larghezza del corridoio. Per ampliare il margine operativo, è possibile ridurre la velocità di rientro o regolare l'angolo di discesa, ma tali parametri sono fortemente vincolati dalle caratteristiche orbitali e dai requisiti della missione. Inoltre, l'adozione di soluzioni progettuali avanzate, come materiali resistenti a carichi termici estremi o forme aerodinamiche ottimizzate, può incrementare la tolleranza ai picchi di calore e decelerazione, ampliando così il corridoio operativo. Tuttavia, le dimensioni effettive del corridoio sono stabilite durante la fase di progettazione, dove vengono bilanciati fattori quali la robustezza strutturale, la capacità del TPS e i vincoli della missione.

## 2.2 Costo Computazionale

Gli algoritmi e le tecniche utilizzate per l'ottimizzazione della traiettoria di rientro dei razzi riutilizzabili comportano una complessità computazionale significativa. Questa complessità deriva da numerosi fattori che rendono il problema altamente non lineare e vincolato, richiedendo compromessi tra precisione, efficienza e vincoli fisici. Tra i principali elementi che influenzano il costo computazionale troviamo:

- **Accuratezza richiesta:** Garantire un atterraggio preciso e il mantenimento dell'assetto desiderato rappresenta una sfida importante. Ad esempio, il Falcon 9 è progettato per atterrare su una piattaforma in mare con un margine di errore di pochi metri, il che richiede algoritmi in grado di aggiornare continuamente la traiettoria in tempo reale. Allo stesso modo, la manovra di belly-flop di Starship implica una transizione complessa da un orientamento orizzontale a uno verticale, aumentando il numero di variabili da gestire e la difficoltà di calcolo.
- **Vincoli fisici:** Come discusso in precedenza, il rispetto dei vincoli termici e strutturali è cruciale. Questi vincoli devono essere incorporati nei calcoli di ottimizzazione per evitare condizioni che possano danneggiare il veicolo, aumentando la complessità dei modelli fisici utilizzati.
- **Vincoli computazionali:** Gli algoritmi devono risolvere equazioni differenziali non lineari e modelli termodinamici complessi, garantendo al contempo calcoli in tempo reale. Questo requisito è essenziale per adattarsi a condizioni atmosferiche variabili e a eventuali deviazioni dalla traiettoria prevista. Tecniche come il Model Predictive Control (MPC) o il Sequential Convex Programming (SCP) vengono spesso utilizzate, ma comportano un costo computazionale elevato.

Tutto ciò richiede una serie di compromessi. Ad esempio, massimizzare l'efficienza energetica riducendo l'uso di carburante può compromettere la precisione di atterraggio o aumentare il rischio di superare i limiti termici e strutturali. Inoltre, la risoluzione dei problemi in tempo reale implica bilanciare precisione e velocità di calcolo: algoritmi più accurati richiedono una maggiore potenza computazionale, ma aumentano il tempo di calcolo e la complessità implementativa.

In definitiva, il costo computazionale non è solo una questione tecnica, ma un fattore critico che influenza le scelte progettuali e operative per il successo delle missioni spaziali riutilizzabili

## 3 Stato dell'arte: analisi tecniche utilizzate e casi studio

### 3.1 Analisi introduttiva delle tecniche

Le tecniche disponibili per l'ottimizzazione della traiettoria di rientro sono molteplici, e la scelta dipende dalle necessità specifiche della missione. Come discusso in precedenza, il rientro atmosferico richiede il bilanciamento di diversi fattori, tra cui il compromesso tra precisione e tempo di calcolo. Questo aspetto è particolarmente rilevante quando si decide tra algoritmi offline e online.

Gli algoritmi offline consentono di calcolare la traiettoria prima del volo, permettendo l'uso di modelli complessi e garantendo un'elevata precisione senza sovraccaricare i sistemi di bordo con calcoli in tempo reale. Tuttavia, questi metodi non possono adattarsi a variazioni impreviste, come disturbi atmosferici o errori nei dati iniziali.

Al contrario, gli algoritmi online permettono di aggiornare la traiettoria in tempo reale, garantendo una maggiore flessibilità e la capacità di rispondere a condizioni variabili. Tuttavia, questa adattabilità ha un costo computazionale elevato e richiede hardware avanzato per gestire i calcoli durante il volo. Alcuni esempi di queste tecniche includono:

- **Sequential Convex Programming (SCP)**, spesso utilizzato offline poiché richiede cicli iterativi di calcolo, ma adattabile anche a versioni online per problemi più ridotti.
- **Model Predictive Control (MPC)**, che aggiorna continuamente la traiettoria in base alle condizioni attuali ed è quindi impiegato online.
- **Zero-Effort Miss/Zero-Effort Velocity (ZEM/ZEV)**, che può essere utilizzato offline per previsioni preliminari, ma è comunemente implementato online per correzioni dinamiche.

Oltre alla distinzione tra offline e online, gli algoritmi possono essere classificati in tre categorie principali:

- **Diretti**: risolvono il problema di ottimizzazione in modo numerico iterativo, senza necessità di derivare esplicitamente condizioni analitiche
- **Indiretti**: basati su principi di ottimizzazione analitica, derivano equazioni di ottimalità (es. equazioni di Eulero-Lagrange) e le risolvono numericamente
- **Evolutivi**: ispirati a processi biologici o naturali (es. algoritmi genetici), tendono ad avere costi computazionali elevati e non sono generalmente adatti a essere usati in tempo reale per il rientro atmosferico

Nella pratica, raramente si utilizza un'unica tecnica per tutto il rientro. Spesso si combinano più metodi per ottenere un sistema più affidabile e preciso. L'integrazione di tecniche offline e online consente di sfruttare i vantaggi di entrambe: una

traiettoria predefinita calcolata offline può essere corretta dinamicamente con algoritmi online per gestire variazioni inaspettate.

Inoltre, l'uso di più algoritmi non si limita alla distinzione tra offline e online, ma può essere applicato anche:

1. Per sistemi di controllo diversi: Algoritmi separati possono essere utilizzati per superfici di controllo diverse, come gli aerofreni e il Thrust Vector Control (TVC). Ad esempio, gli aerofreni potrebbero essere gestiti da un algoritmo offline che calcola l'uso ottimale per la decelerazione, mentre il TVC potrebbe essere controllato in tempo reale con un metodo online per stabilizzare l'assetto del razzo.
2. Per fasi diverse della traiettoria: Alcuni tratti del rientro richiedono strategie specifiche per garantire il rispetto di vincoli critici. Durante il blackout da plasma, ad esempio, nella fase ipersonica, i sensori potrebbero non funzionare correttamente a causa dell'interferenza elettromagnetica. In questo caso, gli algoritmi online che dipendono da dati esterni potrebbero essere inaffidabili, rendendo necessario l'uso di traiettorie pre-calcolate offline o il ricorso a sensori interni come le unità inerziali. Allo stesso modo, in fasi in cui è necessaria un'elevata rapidità di calcolo, non è possibile utilizzare algoritmi troppo complessi che richiedano tempi di elaborazione lunghi.

L'ottimizzazione della traiettoria di rientro atmosferico è quindi un problema multidimensionale che richiede una combinazione di diverse strategie per garantire un compromesso tra efficienza, precisione e adattabilità. La scelta degli algoritmi dipende dalle esigenze specifiche della missione, dalle risorse computazionali disponibili e dalle caratteristiche aerodinamiche del veicolo.

## 3.2 Principali tecniche di ottimizzazione

### 3.2.1 Sequential Convex Programmin (SCP)

Definendo l'ottimizzazione convessa come l'indagine sulla minimizzazione di funzioni convesse su insiemi convessi, possiamo identificare due categorie di metodi risolutivi:

- **Metodi di ottimizzazione locale:** veloci ma non sempre determinano la soluzione ottima globale o verificano la sua ottimalità globale
- **Metodi di ottimizzazione globale:** sebbene siano più lenti, trovano e certificano sempre la soluzione globale

I metodi locali sono basati su euristiche e la loro efficacia spesso dipende dal punto di partenza iniziale. Tuttavia, sono di grande utilità pratica, consentendo l'esecuzione ripetuta con diversi punti iniziali per ottenere soluzioni "sufficientemente buone".

**La Sequential Convex Programming** rappresenta una tecnica locale di ottimizzazione specifica per problemi non convessi, basandosi sull'impiego dell'ottimizzazione convessa. Questa metodologia suddivide il problema nelle sue componenti convesse e non convesse, le quali sono mappate mediante funzioni convesse che sono localmente precise. In particolar modo, si cerca di minimizzare una funzione  $f_0$ , sottoposta ai vincoli:

$$\begin{aligned} f_i(x) &\leq 0, & i &= 1, \dots, m \\ h_j(x) &= 0, & j &= 1, \dots, p \end{aligned}$$

dove  $f_0$  e  $f_i$  possono non essere convessi e  $h_j$  può non essere affine. L'approccio SCP mantiene, attraverso le iterazioni, la stima della soluzione all'interno di una regione "di fiducia" convessa  $T^{(k)} \in \mathbb{R}^n$ , dove è stabilita l'affidabilità del modello. Il nuovo valore ottimale ottenuto  $x^{(k+1)}$  è quindi impiegato per aggiornare la soluzione corrente e ridefinire la nuova regione di fiducia. Le iterazioni costruiscono un modello della funzione da minimizzare che si mantiene sufficientemente vicino al valore della soluzione corrente. In particolare, tali iterazioni possono essere formalizzate come

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \alpha_k \nabla f(x^{(k)})$$

mentre la regione di fiducia convessa può essere descritta sia come una sfera  $l_2$  normalizzata

$$T^{(k)} = \{x \in \mathbb{R}^n \mid \|x - x^{(k)}\|_2 \leq \rho\}$$

oppure come un parallelepipedo

$$T^{(k)} = \{x \in \mathbb{R}^n \mid |x_i - x_i^{(k)}| \leq \rho_i, i = 1, \dots, n\}$$

La decisione sulla scelta della regione di fiducia deve essere ponderata attentamente, poiché una regione troppo ampia potrebbe far fallire la sequenza, mentre una scelta troppo cauta potrebbe rallentare il processo in modo eccessivo.

Un'opzione alternativa al metodo della regione di fiducia è la regolarizzazione delle funzioni: a ogni iterazione, si definisce un modello della funzione centrato attorno a  $x^{(k)}$ . Mantenere il modello regolare consente di minimizzare i limiti superiori della funzione, che sono molto vicini a  $x^{(k)}$ , avvantaggiandoci rispetto alla versione con regione di fiducia. Per una modellazione convessa, esistono principalmente due approcci:

1. **Metodi a Particelle:** Le iterazioni implicano la scelta di punti  $z_1, \dots, z_K \in T^{(k)}$ , la  $k$ -esima regione di fiducia, con valutazione di  $y_i = f(z_i)$ . Questi punti possono essere selezionati in vari modi: casualmente a intervalli uniformi, tramite quasi-Monte Carlo o come punti estremi della regione di fiducia. Una volta scelti, vengono interpolati con la migliore approssimazione convessa possibile. Tali punti possono essere utilizzati sia per funzioni non differenziabili sia per funzioni con derivate complesse. Possono risultare molto precisi all'interno della regione di fiducia. Tuttavia, possono richiedere requisiti di campionamento diversi; per alcune funzioni, è necessario che la dimensione di campionamento aumenti esponenzialmente con la dimensione.

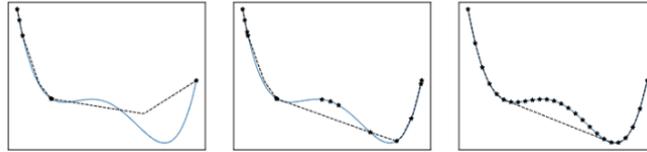


Figure 2: Esempio di metodo particellare

2. **Composite Optimization:** si considerano funzioni del tipo  $f(x) = h(c(x))$ , in cui  $h : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$  rappresenta una funzione convessa e  $c : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  una funzione differenziabile

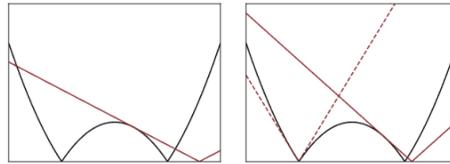


Figure 3: Esempio di ottimizzazione composita

Il Sequential Convex Programming è quindi una tecnica estremamente versatile, adattabile a diverse categorie di problemi, compresi quelli con vincoli complessi e dinamiche non lineari. Inoltre, è un metodo ben sperimentato, studiato e robusto. Tuttavia, questo approccio comporta un significativo onere computazionale, il che può rallentare notevolmente il processo di risoluzione. SCP

offre principalmente una convergenza locale, indicando che la soluzione trovata potrebbe non rappresentare l'ottimo globale del problema iniziale, e la qualità della soluzione dipende fortemente dalla scelta iniziale; una scelta non adeguata può condurre a soluzioni subottimali o a una mancata convergenza.

### 3.2.2 Model Predictive Control (MPC)

Il metodo, noto anche come "receding horizon control", si basa sull'impiego di un modello per anticipare come le azioni future possano influenzare i risultati. L'efficacia del controllore è direttamente legata alla precisione con cui il modello rappresenta la dinamica del sistema. L'approccio generale del controllo predittivo include:

1. un modello per prevedere l'output
2. la determinazione della sequenza di controllo per ottimizzare gli indicatori di performance
3. una strategia per il movimento dell'orizzonte, che avanza nel futuro a ogni intervallo di tempo

Esistono diverse varietà di controllo predittivo, ma qui mi concentrerò sul **Controllo Predittivo Generalizzato**. Il GPC è ampiamente utilizzato grazie a:

- la sua grande flessibilità, in grado di affrontare obiettivi futuri sia stabili che in cambiamento
- robustezza, essendo adatto per situazioni complesse come quelle con ritardi nelle risposte
- la difficoltà nell'adattarsi a sistemi con meccanismi semplici
- la necessità di considerare i disturbi per un funzionamento adeguato
- opera tramite un modello chiamato CARIMA, che consente previsioni efficaci dell'output, con predizioni ottimali realizzate attraverso la ricorrenza di un'equazione diofantea, descritta negli incrementi di controllo  $\{\Delta u(j); j \geq t\}$

$$x^a - y^b = 1$$

Figure 4: Esempio di equazione diofantea esponenziale

Altre strategie includono, ad esempio,:

1. **Dynamic Matrix Control:** Ottimale per processi lineari e stabili in open loop, questo metodo utilizza un modello basato sulle risposte a step. Il DMC guida l'output verso il punto desiderato minimizzando gli errori quadratici e sanzionando le variazioni di input, riducendo così le fluttuazioni e ottenendo risposte meno drastiche. Questa tecnica è notevolmente forte, ma le sue prestazioni diminuiscono nei sistemi con molteplici variabili interattive.
2. **Model Algorithmic Control:** Il MAC è un algoritmo semplice da implementare, adeguato per processi multivariabili e stabili. Garantisce an-

che buona resistenza agli errori di identificazione e alle perturbazioni dei parametri, ma risulta meno efficace con traiettorie di riferimento lente.

3. **Predictive Functional Control:** Questo controllo è efficace in sistemi rapidi, combinando semplicità di utilizzo con buona precisione, e offre robustezza contro errori di modellazione quali sovra o sottoparametrizzazione. Tuttavia, funziona solo su processi stabili, e la performance dipende dalla regolazione della costante di tempo della traiettoria di riferimento.
4. **Extended Prediction Self Adaptive Control:** L'EPSAC utilizza funzioni di trasferimento discreto con semplici leggi di controllo e gestisce disturbi misurabili integrando automaticamente un'azione di feed forward. Tra i parametri regolabili ci sono l'orizzonte previsto e il fattore di ponderazione.
5. **Extended Horizon Adaptive Control:** Facile da implementare grazie al controllo unico dell'orizzonte previsto, è adatto a sistemi multivariabili. Tuttavia, il funzionamento è molto lento in contesti con alto controllo dell'orizzonte.

Alcuni dei limiti associati al MPC includono:,

- Un modello inaccurato può indurre il controllore a prendere decisioni errate
- Alto costo computazionale
- L'MPC valuta soltanto un numero limitato di passi futuri. Bilanciare efficacemente la lunghezza dell'orizzonte e i costi computazionali non è sempre facile: un orizzonte troppo breve può portare a decisioni miopi, mentre uno troppo lungo accresce il tempo di calcolo

I suoi vantaggi comprendono:

- Perfetto per applicazioni che richiedono elevata precisione
- Resilienza ai disturbi
- Diversamente da molti altri controllori, garantisce il rispetto costante dei vincoli fisici del sistema

### 3.2.3 Zero-Effort Miss/Zero-Effort Velocity (ZEM/ZEV)

Tecnica di guida che si prefigge l'obiettivo di minimizzare l'errore in posizione e velocità. Il principio di base della tecnica prevede la presenza di due fattori ponderanti:

- ZEM: quantifica la differenza tra la posizione finale desiderata del veicolo e la posizione finale se non fossero apportati altri controlli. In altre parole, misura quanto sarebbe l'errore di posizionamento finale se non ci fossero altre forze di controllo
- ZEV: identifica la velocità rimanente rispetto a quella desiderata, in assenza di ulteriori controlli

Sulla base di un modello dinamico, come

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{r}} = \mathbf{v} \\ \dot{\mathbf{v}} = \mathbf{a} + \mathbf{g} \\ \mathbf{F} = m\mathbf{a} \\ \dot{m} = -\|\mathbf{F}\|/c_p \end{cases}$$

Figure 5: Modello dinamico

e attraverso le due misure ZEM e ZEV, si genera un comando per l'accelerazione desiderata, che deve fare in modo di ridurre entrambi i due parametri a zero entro il tempo finale. In particolare, l'accelerazione necessaria viene calcolata per mezzo dell'equazione

$$a = -\frac{6 * ZEM}{t_f - t} - \frac{2 * ZEV}{t_f - t}$$

dove i due parametri sono definiti come

$$ZEM(t) = r_f - (r + v(t_f - t))$$

$$ZEV(t) = v_f - v$$

Il processo di calcolo prevede, quindi, che:

- il sistema calcoli continuamente i valori di ZEM e ZEV

- nel momento in cui si annullano, il razzo sta seguendo la traiettoria ottimale
- se ci sono deviazioni, l'algoritmo genera un'accelerazione per correggere il percorso
- Questo processo si ripete fino a quando il razzo raggiunge il punto finale con la velocità desiderata

La traiettoria di atterraggio descritta dalla tecnica può assumere diversi aspetti. La curvatura della traiettoria seguita dal veicolo dipenderà dalla curvatura iniziale. In particolare, le condizioni per delineare il tipo di traiettoria sono:

$$\text{convex trajectory: } \begin{cases} r_x v_z - r_z v_x > 0, r_x > 0 \\ r_x v_z - r_z v_x < 0, r_x < 0 \end{cases}$$

$$\text{glide-slope trajectory: } r_x v_z - r_z v_x = 0$$

$$\text{concave trajectory: } \begin{cases} r_x v_z - r_z v_x < 0, r_x > 0 \\ r_x v_z - r_z v_x > 0, r_x < 0 \end{cases}$$

Figure 6: Definizione delle possibili traiettorie determinate dal metodo ZEM/ZEV

e le varie traiettorie seguite nei diversi casi sono:

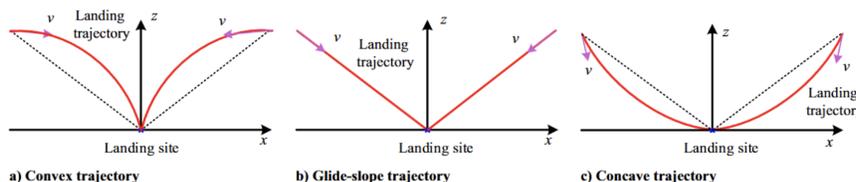


Figure 7: Possibili traiettorie determinate dal metodo ZEM/ZEV

Per quanto riguarda i vantaggi nell'uso di questa tecnica, sono compresi la facilità d'implementazione, a differenza di altre tecniche avanzate, un costo computazionale più ridotto e l'efficacia nelle correzioni di precisione, soprattutto in fasi come l'atterraggio del razzo. Gli svantaggi, invece, riguardano il non poter garantire un'ottimizzazione globale della traiettoria, ma solo correzioni locali. Richiede conoscenza accurata dello stato del sistema per funzionare bene, oltre alla possibilità di fallire in ambienti con perturbazioni significative.

### 3.2.4 Machine Learning

Il Machine Learning (ML) è un ramo dell'Intelligenza Artificiale (AI) che consente ai computer di apprendere dai dati senza essere esplicitamente programmati. Il sistema, infatti, impara automaticamente dai dati, trovando schemi statistici che permettono di generare regole da solo. Esistono tre principali categorie di Machine Learning, basate sul tipo di dati forniti all'algoritmo:

- **Apprendimento Non Supervisionato (Unsupervised Learning):** Il modello non riceve etichette e deve trovare strutture o pattern nascosti nei dati da solo.
- **Apprendimento per Rinforzo (Reinforcement Learning, RL):** Il modello impara interagendo con un ambiente e migliorando attraverso un sistema di ricompense e penalità.
- **Apprendimento Supervisionato (Supervised Learning):** Il modello impara dai dati etichettati, cioè ogni esempio di addestramento ha già associata la risposta corretta.

Alcune delle tecniche usate nelle varie categorie sono, ad esempio:

1. **Clustering:** l'obiettivo, in questo caso, è identificare diversi sottogruppi del dataset fornito, senza nessuna precedente informazione riguardo le proprietà che i sottogruppi potrebbero avere. Tali gruppi sono quindi formati da insiemi di dati che posseggono caratteristiche comuni, differenziandosi dagli altri gruppi. Un approccio tipico per questa risoluzione è il k-means clustering, dove il numero di raggruppamenti da identificare è predefinito da uno user attraverso il parametro k. In ogni raggruppamento è presente un centro, inizialmente disposti in modo casuale, che rappresenta il valore medio di tutti i punti presenti nel gruppo. Il processo prevede due step:  
**Step uno:** vengono assegnati i vari dati al cluster con il centro più vicino al dato considerato  
**Step due:** i centri dei cluster vengono aggiornati in base alla composizione ottenuta al 1° step. A seguito di un opportuno numero di iterazioni, si convergerà a un punto di ottimo locale.  
Siccome, solitamente, il numero di cluster non è noto a priori, un'ulteriore metodo per individuare i diversi cluster è basato sulla densità dei dati: in questo caso, i cluster sono determinati dalla zona a densità più elevata, mentre i dati nelle zone meno dense sono identificati come rumore.

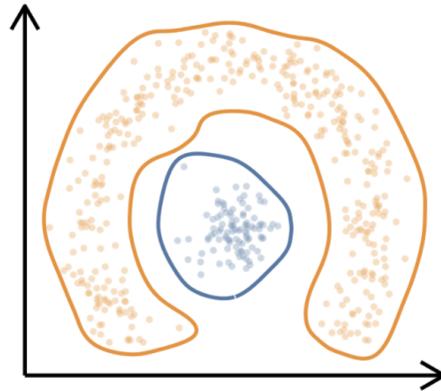


Figure 8: Esempio di raggruppamento per densità

2. **Decision Tree:** a seconda del problema, i nodi dell'albero decisionale possono avere classi, probabilità o valori continui. Esistono diversi tipi di decision tree, come tree-based gradient boosting oppure random decision forest, la cui differenza principale è dovuta al modo in cui sono creati gli alberi. Ad esempio, nei random forest, l'algoritmo costruisce centinaia di alberi profondi, in cui ognuno di essi è quindi sottoposto a overfitting. Combinando però gli output di diversi alberi, si può risolvere il problema. Al contrario, nel gradient boosting algorithm, vengono definiti pochi alberi superficiali. La risoluzione, stavolta, avviene attraverso l'aggiunta man mano di ulteriori alberi.
3. **Neural Networks:** costituite da insiemi di neuroni e collegamenti, a cui sono applicati diversi "pesi". I neuroni vengono suddivisi, a seconda del numero di strati, in strati di input, strati nascosti e strato di output. Il numero di strati nascosti definisce la profondità della rete, che si può definire superficiale (pochi strati) o profonda (diversi strati). Inoltre, nella scelta del numero di strati nascosti, bisogna effettuare un compromesso con il tempo di addestramento richiesto per il modello.  
 La rete neurale più basilare è la feedforward NN, ossia una rete in cui l'informazione viaggia solo in una direzione: dall'input verso l'output, passando attraverso gli strati nascosti. Si tratta quindi di un sistema privo di memoria. Un altro esempio di reti neurali sono le Recurrent NN, dove ogni stato attuale dei neuroni è definito da una combinazione di stati precedenti e input corrente. In questo caso la rete viene allenata con un processo che prevede i seguenti punti:
  - (a) Definire l'architettura della rete, inizializzando anche il modello, con pesi iniziali random
  - (b) propagare il segnale dall'input verso l'output

- (c) calcolare l'errore ottenuto allo strato di output
- (d) propagare il segnale all'indietro, in modo da aggiornare i pesi delle connessioni e ottenere un'ottimizzazione della rete
- (e) ripetere gli steps da b a d, finchè non si minimizza la loss function

L'ultimo esempio di Neural Networks che citerò è la Long short-term memory, che fa parte della famiglia delle gated recurrent NN. In questa famiglia sono appunto presenti le gating units che, come si capisce dal nome, sono meccanismi che gestiscono il flusso di informazioni decidendo quali di esse trattenere, aggiornare o dimenticare. Tali meccanismi possono essere di diversi tipi: input gate, che decide se includere o meno il segnale attuale di input, i forget gate, che definiscono quali informazioni eliminare e gli output gate, che controlla quella parte di memoria che dev'essere usata per il calcolo dell'output.

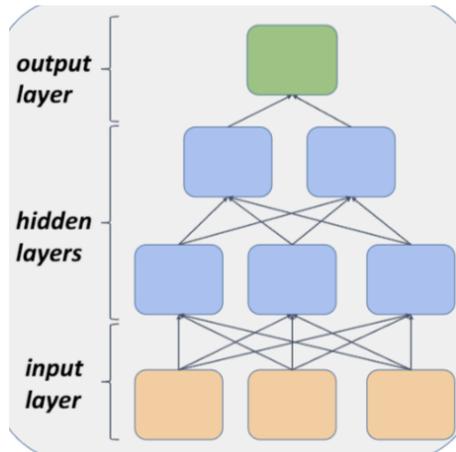


Figure 9: Esempio di feedforward neural network

Vasta com'è, il Machine Learning è una tecnica che presenta diversi aspetti vantaggiosi, quali:

- Capacità di analizzare grandi quantità di dati, gli algoritmi di ML possono gestire dataset enormi e trovare schemi non evidenti per gli esseri umani
- Miglioramento della precisione e delle previsioni, Algoritmi avanzati permettono analisi più accurate rispetto ai metodi tradizionali
- Il modello può migliorarsi nel tempo con nuovi dati

ma deve fare conto anche con diversi limiti, come:

- la necessità di grandi quantità di dati
- tempi di addestramento lunghi, soprattutto per modelli complessi

- costo elevato di implementazione
- Rischio di overfitting (il modello non generalizza bene ed è troppo specifico) e underfitting (le valutazioni del modello sono molto lontane dai valori reali)
- Problematica degli esempi avversari: gli esempi avversari sono input modificati, in modo impercettibile all'occhio umano, per ingannare i modelli di Machine Learning, facendogli compiere errori anche gravi

### 3.2.5 Fusione Sensoriale

”La natura ha trovato un modo per integrare informazioni provenienti da più fonti, garantendo un riconoscimento affidabile e ricco di caratteristiche. Anche in caso di privazione di un sensore, i sistemi sono in grado di compensare la mancanza di informazioni riutilizzando i dati ottenuti da sensori con un campo di azione sovrapponibile”. Persino l’uomo, grazie alla combinazione dei segnali provenienti dai cinque sensi, crea il modello del mondo permettendo così la sua stessa sopravvivenza. La fusione sensoriale ha le sue radici nelle diverse limitazioni che seguono l’utilizzo di un singolo sensore. Queste sono, ad esempio:

- La rottura del sensore comporterebbe la perdita della percezione dell’oggetto da studiare
- Limitazione nella copertura spaziale
- Limitazione nella copertura temporale, in quanto alcuni sensori richiedono il settaggio di un tempo di performance
- Imprecisioni, le misurazioni sono limitate dalla precisione di quell’unico sensore utilizzato
- Incertezza, che dipende dall’oggetto osservato. Questa sorge nel momento in cui alcuni dettagli dell’oggetto non possono essere studiati o quando l’osservazione risulta ambigua

Da essi derivano quindi i vantaggi della fusione sensoriale, quali:

- L’uso di più sensori introduce ridondanza, che permette di fornire informazioni anche in caso di parziale rottura del sistema
- Estensione della copertura spaziale e temporale
- Maggiore certezza, poichè i valori misurati da un sensore possono essere confermati da altri
- come conseguenza del punto precedente, viene migliorata anche la risoluzione

Ovviamente, però, la fusione sensoriale non è un sistema perfetto. Alcune problematiche riscontrate nell’uso di questa tecnica riguardano la larghezza di banda, un sistema distribuito risulta essere subottimale rispetto a uno centralizzato. Inoltre, aumentando il numero di sensori si va incontro a un guadagno o a una perdita di performance a seconda dell’algoritmo utilizzato. I sistemi di fusione sensoriale possono essere categorizzati secondo diverse metodologie, di cui un esempio importante è la catalogazione in base alla configurazione dei sensori. Tale categorizzazione distingue tra diversi tipi:

- Complementari: si dicono tali sensori che non dipendono direttamente l’uno dall’altro, ma possono essere combinati in modo da dare un’immagine più completa di ciò che si osserva

- Competitivi: si definiscono competitivi, se ogni sensori in questione effettua misurazioni indipendenti della stessa quantità. A sua volta essa si suddivide in: la fusione di dati provenienti da sensori diversi, o la fusione di misurazioni provenienti da un singolo sensore ad istanti diversi.
- Cooperativi: se l'informazione è fornita da sensori che, singolarmente, non avrebbero ottenuto tale informazione

In aggiunta, a causa del fatto che i modelli di fusione sensoriali sono fortemente influenzati dal tipo di applicazioni per cui vengono progettati, non esiste un modello universale al momento. Alcuni esempi sono:

1. JDL (Joint Directors Laboratories) Fusion Architecture, il quale comprende 5 livelli di processamento di dati e un database, tutti interconnessi attraverso un bus. Tali livelli non hanno un preciso ordine di esecuzione e possono essere eseguiti contemporaneamente. Gli elementi di questo sistema sono:
  - (a) Source: fornisce le informazioni per diverse vie
  - (b) Source preprocessing (Livello 0): si preoccupa di effettuare uno screening iniziale e allocare correttamente i dati per il processo
  - (c) Object refinement (Livello 1): provvede all'allineamento dei dati, associazione di essi, il tracciamento delle posizioni attuali e future dell'oggetto, oltre che all'identificazione dello stesso
  - (d) Situation refinement (Livello 2): determina una descrizione della relazione tra gli oggetti e gli eventi osservati
  - (e) Threat refinement (Livello 3): usa informazioni già conosciute e previsioni per capire quali sono i punti deboli e le opportunità di azione
  - (f) Process refinement (Livello 4): monitora le performance del sistema per riallocare sensori e fonti, in modo da risolvere particolari obiettivi
  - (g) Database management system: monitora, valuta, aggiunge, aggiorna e fornisce informazioni per processo di fusione
  - (h) Man-machine interaction: fornisce un'interfaccia per gli input umani e la comunicazione a operatori dei risultati ottenuti dalla fusione

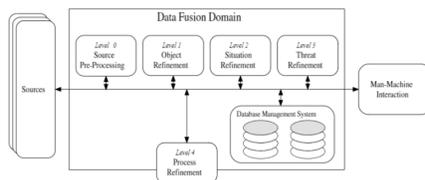


Figure 10: JDL fusion model

I principali aspetti svantaggiosi di questo modello riguardano la difficoltà di generalizzare il sistema, a causa del fatto che è un modello dato-centrico, e la sua astrazione, che ne complica l'interpretazione.

## 2. Waterfall Fusion Process Model

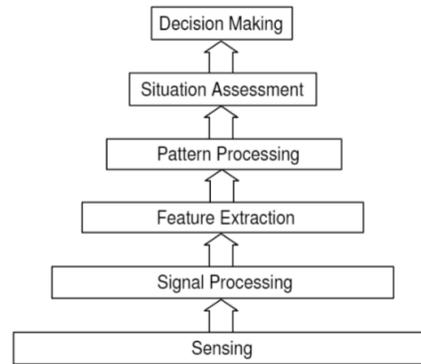


Figure 11: The waterfall fusion process model

Gli stadi di questo modello possono essere paragonati a quelli del JDL. In particolare si può associare:

- Sensing e signal processing al source preprocessing
- feature extraction e pattern processing al object refinement
- situation assessment al situation refinement
- decision making corrisponde al livello 3

In questo caso, la principale limitazione del modello è dovuta all'omissione di feedback dei dati.

## 3. Boyd Model Si tratta di un modello che rappresenta il classico ciclo usato per i processi decisionali anche a livello militare. Anche in questo caso si possono comparare le fasi dell'architettura al modello JDL:

- Observe è simile al source preprocessing
- Orientate corrisponde ai livelli 1,2 e 3 del JDL
- Decide rappresenta il livello 4 nel modello JDL
- Act non corrisponde a nessuna delle fasi del JDL, poichè in esso non è presenta nessuno stadio di attuazione

Lo svantaggio di questa strutturazione è di non presentare un preciso spazio per la fusione di informazioni.

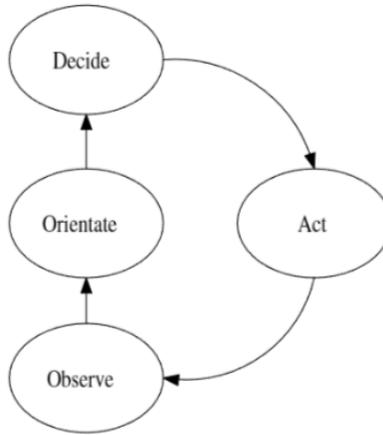


Figure 12: Il ciclo di Boyd

Parlando di fusione sensoriale, è importante citare il ruolo del Filtro di Kalman: un modello matematico per la filtrazione dei segnali derivanti da misurazioni che presentano errori statistici e sistematici. In generale, il filtro di Kalman combina dati ottenuti in intervalli di tempo successivi, massimizzando così la possibilità di stimare adeguatamente i parametri. Il modello standard del filtro di Kalman è descritto da due equazioni lineari. La prima, che descrive la dinamica del sistema, è

$$x_{k+1}^{\vec{}} = A \cdot x_k^{\vec{}} + B \cdot u_k^{\vec{}} + w$$

dove  $x_k^{\vec{}}$  rappresenta il vettore di stato all'istante  $k$ ,  $A$  la matrice di transizione non singolare,  $u_k^{\vec{}}$  descrive gli input al sistema,  $B$  è la matrice che definisce la relazione tra  $u_k^{\vec{}}$  e lo stato del sistema all'istante  $k+1$ , infine  $w$  rappresenta il rumore di sistema, in quanto vettore variabile randomicamente. La seconda equazione invece descrive il rumore percepito nell'osservazione del sistema

$$y_k^{\vec{}} = C \cdot x_k^{\vec{}} + v$$

in cui il vettore  $y_k^{\vec{}}$  contiene le informazioni dei sensori all'istante  $k$ ,  $C$  mette in relazione le misurazioni dei sensori con gli stati interni del sistema e  $v$  rappresenta i disturbi dei sensori. Il processo prevede, quindi, due step:

1) una stima iniziale dello stato del sistema all'istante  $k+1$   $x_{k+1|k}^{\vec{}}$ , dopodiché si calcola la matrice covariante dell'errore previsto sempre all'istante  $k+1$

$$P_{k+1|k} = A \cdot P_{k|k} \cdot A^T + Q$$

e la matrice di guadagno di Kalman

$$K_{k+1} = \frac{P_{k+1|k} \cdot C^T}{C \cdot P_{k+1|k} \cdot C^T + R}$$

2) viene aggiornata la stima di  $x_{k+1}^{\vec{}}$  e derivata la nuova matrice covariante P. Per poter inizializzare il metodo del filtro di Kalman, bisogna innanzitutto stimare un valore di partenza del vettore di stato del sistema  $x_0^{\vec{}}$  e della matrice covariante  $P_{0|0}$ . Il Filtro di Kalman è un metodo potente per stimare lo stato di un sistema dinamico combinando modelli matematici e dati rumorosi dai sensori. Garantisce efficienza computazionale e un'ottima stima dei parametri, anche in presenza di rumore necessitando però di un modello ben definito. Inoltre, per sistemi altamente non lineari, può risultare impreciso.

Come già detto in precedenza, la fusione sensoriale migliora l'affidabilità e l'accuratezza dei sistemi, introducendo però maggiore complessità computazionale, dovendo fare affidamento su algoritmi avanzati, e, inoltre, i dati provenienti dai diversi sensori possono essere incoerenti o contraddittori. È essenziale trovare un equilibrio tra precisione e complessità computazionale.

### 3.3 Casi Studio

#### 3.3.1 Capsula Apollo

Le condizioni nominali iniziali considerate per il rientro prevedevano l'ingresso in un'atmosfera non rotante, ad un'altitudine di 121,92 km, con una velocità pari a 10,972 km/s e un angolo di pendenza della traiettoria di  $-6,5^\circ$ . Tali condizioni collocano il rientro dell'Apollo al centro del corridoio di rientro per missioni di ritorno dalla Luna.

Il rientro dell'Apollo si basa su un'ottimizzazione offline, in quanto la traiettoria ottimale viene calcolata prima del volo, senza alcuna possibilità di modifica in tempo reale. Nello studio della NASA analizzato, l'indagine si concentra su due aspetti chiave:

- **Capacità di manovra**, ovvero la possibilità per il veicolo di deviare dalla traiettoria nominale per raggiungere il sito di atterraggio desiderato
- **Vincoli termici**, per limitare l'accumulo di calore e garantire l'integrità strutturale del veicolo

Lo studio si basa su simulazioni numeriche con un algoritmo di ottimizzazione iterativo, volto a trovare il miglior compromesso tra capacità di manovra e riscaldamento del veicolo. Questo equilibrio viene raggiunto variando parametri chiave come:

- Angolo di ingresso: un angolo più ridotto aumenta sia la capacità di manovra sia il calore accumulato
- Velocità iniziali: maggiore velocità consente un miglior controllo della traiettoria, ma incrementa il riscaldamento convettivo

Una delle strategie esplorate è lo "skip reentry", in cui il veicolo esegue una serie di rimbalzi sulla parte alta dell'atmosfera per disperdere energia prima di un rientro controllato. Questo metodo riduce il carico termico, ma introduce

problematiche legate alla precisione del rientro.

Dall'analisi emergono inoltre altri fattori chiave che influenzano la definizione della traiettoria ottimale, come impulsi di accelerazione elevati per controllare la dissipazione del calore. Il riscaldamento totale del veicolo è determinato principalmente dal riscaldamento convettivo, ma con un contributo radiativo significativo, fino al 25%.



Figure 13: Recupero della capsula Apollo

L'ottimizzazione della traiettoria di rientro dell'Apollo ha dimostrato come il bilanciamento tra precisione, vincoli strutturali e gestione termica sia fondamentale per garantire il successo della missione.

Alla luce delle ricerche effettuate per la stesura di questo elaborato, ho deciso di dedicare alcune righe in ogni caso studio per aggiungere una mia analisi personale. Nel caso della capsula Apollo, l'obiettivo è immaginare come si potrebbe ottimizzare oggi la traiettoria di rientro di una missione simile, sfruttando le tecnologie più avanzate.

Per costruire questa ipotesi, è fondamentale identificare le priorità della missione. Nel caso dell'Apollo, la precisione dell'atterraggio non era un requisito stringente, poiché la capsula era destinata a precipitare nell'oceano, dove una flotta di recupero poteva intervenire. Il vincolo più critico era invece la limitazione dei carichi termici e strutturali, per garantire la sicurezza dell'equipaggio e l'integrità del veicolo.

Per soddisfare questi vincoli, una strategia precalcolata rimarrebbe la soluzione più logica. Un algoritmo di Sequential Convex Programming (SCP) permetterebbe di generare la traiettoria ottimale prima del volo, riducendo il consumo energetico e garantendo il rispetto dei vincoli termici e meccanici. Anche negli

anni '60 e '70 si utilizzavano tecniche di ottimizzazione offline, ma la capacità di calcolo attuale permetterebbe di risolvere il problema con maggiore accuratezza e considerando più parametri.

Un ulteriore miglioramento potrebbe riguardare il sistema di espulsione del paracadute. Negli anni '60, questa operazione era regolata da sensori barometrici e accelerometri, con una logica di attivazione relativamente semplice. Oggi, l'implementazione di tecniche di fusione sensoriale permetterebbe di combinare più fonti di dati (altimetri radar, sensori inerziali e GPS) per determinare con maggiore precisione il momento ideale per l'apertura del paracadute, minimizzando il rischio di guasti e migliorando la sicurezza del rientro.

In definitiva, rispetto alla soluzione adottata negli anni '60 e '70, i miglioramenti principali non riguarderebbero tanto “cosa” fare, ma piuttosto “come” farlo. Il progresso tecnologico consentirebbe un'ottimizzazione più avanzata della traiettoria, una fusione sensoriale più sofisticata per il controllo del rientro e materiali di protezione termica più efficienti, migliorando ulteriormente l'affidabilità del sistema.

### 3.3.2 Falcon 9

Il Falcon 9, sviluppato da SpaceX, è stato il primo razzo orbitale riutilizzabile, rivoluzionando l'industria aerospaziale grazie alla significativa riduzione dei costi operativi. Il suo design consente il recupero e il riutilizzo del primo stadio, che, dopo la separazione dal secondo stadio, esegue una serie di manovre per effettuare un atterraggio controllato. L'intero processo di rientro è stato ottimizzato per garantire un'elevata precisione, portando il razzo a posarsi su una piattaforma galleggiante in mezzo all'oceano o su un sito di atterraggio terrestre.

Il rientro del Falcon 9 prevede una segmentazione della traiettoria, che comprende una serie di manovre eseguite attraverso accensioni controllate dei motori:

- **Flip maneuver:** Una prima accensione dei propulsori a gas freddo orienta correttamente il primo stadio del razzo per il rientro
- **Boostback burn:** La propulsione viene utilizzata per modificare la traiettoria e dirigere il razzo verso il sito di atterraggio
- **Entry burn:** In questa fase, si effettua una nuova accensione dei motori per ridurre la velocità e mitigare le sollecitazioni aerodinamiche.
- **Aerodynamic guidance:** Le grid fins (alette a griglia) vengono utilizzate per controllare la traiettoria del razzo sfruttando le forze aerodinamiche
- **Vertical Landing:** Un'ultima accensione controllata dei motori consente un atterraggio preciso e morbido

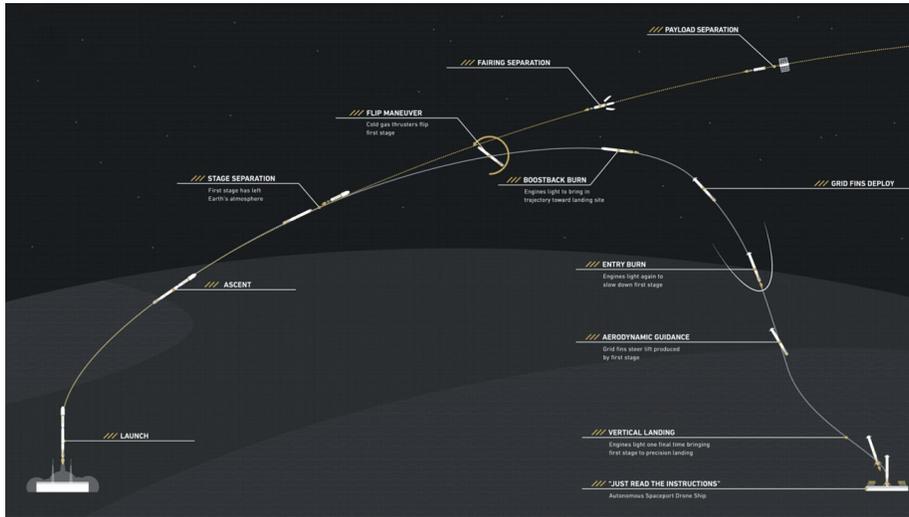


Figure 14: Profilo di missione del Falcon 9

A causa della scarsa disponibilità di informazioni dettagliate sulle tecniche di ottimizzazione utilizzate da SpaceX, ho fatto riferimento a diversi articoli scientifici che trattano algoritmi applicabili a questi scenari.

Nel progetto RETALT (Retro Propulsion-Assisted Landing Technologies), un progetto finanziato dall'Unione Europea per sviluppare tecnologie di atterraggio verticale per razzi riutilizzabili, ad esempio, si utilizza la propulsione retroattiva per ottimizzare la traiettoria di atterraggio verticale. In particolare, attraverso l'utilizzo di un'ottimizzazione convessa, si riesce a ridurre al minimo il consumo di carburante e a gestire al meglio i disturbi atmosferici e le necessità di elevata precisione nell'atterraggio. Per gestire le perturbazioni, infatti, si utilizza sia un feedforward control, dove il sistema prevede le deviazioni e applica correzioni anticipate, che feedback control, ossia sensori che misurano continuamente posizione e velocità per correggere la traiettoria, oltre che alla fusione sensoriale.

Un'altra soluzione analizzata per l'ottimizzazione della traiettoria di atterraggio si basa sull'uso di reti neurali avanzate. L'approccio, descritto in un articolo scientifico, si basa sul concetto di Universal Ordinary Differential Equations (UODE), un metodo che integra:

1. Le equazioni differenziali del moto del razzo
2. Reti neurali avanzate

Il processo prevede, quindi, che la traiettoria venga inizialmente calcolata con le equazioni differenziali, la cui soluzione ottenuta viene ottimizzata dalle reti neurali, adattandosi a disturbi e incertezze. Le reti neurali utilizzate (due tipi: AQRResNet, Adaptive Quasi-Residual Network, e RAQRResNet, Robust Adap-

tive Quasi-Residual Network) hanno una struttura residuale, il che permette di ricordare informazioni dalle iterazioni precedenti adattando dinamicamente i parametri in base ai dati in ingresso. Questa soluzione permette, in base ai risultati dell'articolo, una maggiore velocità di calcolo rispetto agli attuali algoritmi numerici e migliore adattabilità alle condizioni atmosferiche.

In questo caso, l'analisi aggiuntiva non riguarda l'ottimizzazione delle tecniche attuali o il miglioramento degli algoritmi esistenti, ma si concentra su un'ipotesi di sviluppo futuro dell'uso di questi strumenti.

Per formulare questa ipotesi, ho immaginato quali potrebbero essere le esigenze operative in uno scenario in cui l'accesso allo spazio diventi sempre più frequente, quasi quotidiano. Con il crescente numero di missioni spaziali e la continua espansione delle costellazioni satellitari, sarà fondamentale coordinare il volo e il rientro di più lanciatori contemporaneamente. In questo contesto, potrebbe essere conveniente far atterrare più razzi sulla stessa piattaforma, riducendo così i costi di recupero e gestione dei booster.

Tuttavia, questa soluzione comporterebbe sfide tecnologiche significative, poiché un errore nella traiettoria di un singolo razzo potrebbe compromettere la sicurezza degli altri lanciatori. Per garantire un atterraggio sincronizzato e sicuro, sarebbe necessario implementare una 'mente a sciame', in cui ogni razzo sia consapevole della posizione e delle intenzioni degli altri.

Un tale sistema potrebbe basarsi su algoritmi di fusione sensoriale, per stimare con precisione la posizione e la velocità di ogni booster in tempo reale. Inoltre, reti neurali profonde potrebbero essere utilizzate per ottimizzare dinamicamente le traiettorie di rientro e le manovre di atterraggio, garantendo un adattamento continuo alle condizioni atmosferiche e operative.

Va sottolineato, però, che questo scenario richiederebbe progressi significativi nei sistemi di guida e controllo autonomo, rendendolo al momento una prospettiva futuristica, ma potenzialmente realizzabile con l'evoluzione delle tecnologie attuali.

### 3.3.3 Starship

La manovra di rientro di Starship è significativamente più complessa rispetto a quella seguita da altri veicoli spaziali riutilizzabili. Il profilo di volo di questa navicella è stato progettato per sfruttare la resistenza aerodinamica al fine di dissipare il più possibile l'energia cinetica durante la discesa.

"La manovra di atterraggio di Starship è uno stile nuovo e unico di atterraggio di un razzo. Starship inizia cadendo dal cielo, a pancia in giù, per espellere la maggior quantità di velocità fisicamente possibile durante la caduta libera." Questa manovra, chiamata Belly Flop, infatti, permette a Starship di frenare durante la discesa. Facendo un paragone con le velocità raggiunte durante l'atterraggio dal Falcon 9, si nota che al momento dell'accensione dei motori per la fase denominata come 'Landing Burn', nel caso di Starship, il razzo viaggia

a una velocità di circa 90 m/s, mentre il Falcon 9 supera addirittura i 300 m/s.

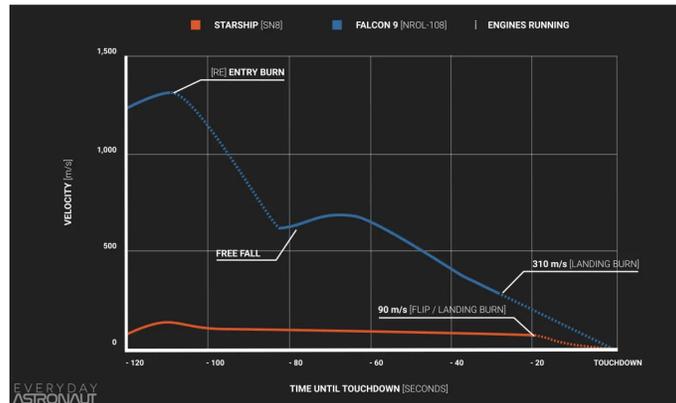


Figure 15: Confronto delle velocità all’inizio dell’atterraggio per Falcon 9 e Starship. (Credito: Declan Murphy e Everyday Astronaut)

Analizzando il profilo di volo di Starship, è stato stabilito che la transizione da assetto orizzontale a verticale debba avvenire a un’altitudine di circa 550 metri. Questo suggerisce che la traiettoria seguita fino a questa quota sia predefinita, con margini di correzione limitati. Per questo motivo, è plausibile che l’ottimizzazione della traiettoria sia stata effettuata tramite algoritmi offline, come il Sequential Convex Programming (SCP), che permette di calcolare in anticipo il miglior compromesso tra efficienza e precisione.

Tuttavia, poiché il rientro atmosferico è un processo soggetto a perturbazioni impreviste, è probabile che SpaceX utilizzi tecniche di fusione sensoriale, atte a verificare che la traiettoria seguita dalla navicella sia quella desiderata. Nella fase finale, ossia durante il landing burn, il razzo deve eseguire correzioni estremamente precise, soprattutto nel caso di un recupero tramite il launch pad, come si è visto negli ultimi lanci di Starship. In questa fase, è fondamentale un aggiornamento continuo delle condizioni di volo. Per questo motivo, è plausibile che SpaceX utilizzi tecniche di Machine Learning, come reti neurali avanzate, per gestire le regolazioni finali dell’assetto e della velocità.

Le necessità future di Starship non sono frutto di speculazioni, ma derivano direttamente dagli obiettivi dichiarati da SpaceX. L’azienda, infatti, ha reso noto il suo intento di costruire una base su Marte, un progetto che pone sfide senza precedenti dal punto di vista dell’ottimizzazione della traiettoria.

Per riuscire in questo intento, SpaceX ha identificato Starship come il veicolo chiave per il trasporto sia dell’equipaggio umano che del materiale necessario per la costruzione dell’insediamento. Nel video ”Starship Mission to Mars”, disponibile sul sito ufficiale dell’azienda, vengono illustrati i diversi scenari operativi

previsti per la navicella:

- Lancio e rientro atmosferico sulla Terra, già analizzato in precedenza.
- Rifornimento in orbita, che richiede l'affiancamento di due Starship in microgravità per il trasferimento di propellente, un'operazione che deve essere ottimizzata per minimizzare il consumo di carburante e massimizzare la stabilità del sistema.
- Atterraggio su Marte, un ambiente con caratteristiche aerodinamiche completamente diverse, data la bassa densità atmosferica e la necessità di gestire la decelerazione senza un sistema di supporto come il belly flop terrestre.

Date queste sfide, risulta evidente che Starship dovrà essere in grado di adattarsi a condizioni estremamente diverse, richiedendo un sistema di guida e controllo altamente avanzato. Un aspetto chiave per ottimizzare la traiettoria sarà l'integrazione di tecniche offline e online per ottenere un equilibrio tra efficienza e flessibilità. Tecniche di pre-calcolo offline:

1. Alcune fasi della traiettoria di rientro possono essere predefinite e ottimizzate a terra, riducendo il carico computazionale durante il volo.
2. Un esempio è la fase iniziale del rientro atmosferico terrestre, in cui i parametri di ingresso sono ben noti e prevedibili. Qui, algoritmi come il Sequential Convex Programming (SCP) possono essere utilizzati per generare una traiettoria ottimale, garantendo un buon compromesso tra efficienza energetica e rispetto dei vincoli termici.
3. Allo stesso modo, la discesa su Marte, fino agli ultimi chilometri, potrebbe beneficiare di una traiettoria predefinita basata su modelli aerodinamici consolidati.

Ottimizzazione online per le fasi critiche

1. Tuttavia, alcune fasi del volo non possono essere rigidamente predefinite e richiedono adattamenti in tempo reale.
2. Durante i diversi atterraggi, sia su Marte che sulla Terra, ad esempio, la bassa densità atmosferica e l'incertezza sulle condizioni del suolo impongono correzioni dinamiche per garantire un touchdown sicuro. Qui, tecniche di Machine Learning e reti neurali profonde possono essere utilizzate per affinare la traiettoria in base ai dati rilevati durante la discesa.
3. Analogamente, il rendezvous per il rifornimento in orbita è altamente dipendente dalle condizioni relative tra i due veicoli, e l'uso di fusione sensoriale e controllo in tempo reale è essenziale per evitare errori di allineamento.

L'ottimizzazione della traiettoria di Starship non potrà basarsi su un unico approccio, ma dovrà sfruttare un'integrazione tra tecniche offline e online. Le fasi prevedibili, come l'ingresso atmosferico, potranno beneficiare di una traiettoria

precalcolata, mentre le fasi più critiche, come l'atterraggio o il docking in orbita, richiederanno aggiornamenti in tempo reale. Questa combinazione garantirà il massimo livello di efficienza e affidabilità per una missione così ambiziosa.

## 4 Conclusioni

Una partita a scacchi. Così si può descrivere la sfida dell'ottimizzazione della traiettoria, un equilibrio delicato tra vincoli termici, strutturali e computazionali, in cui ogni mossa deve essere calcolata con precisione per garantire il successo della missione e la sicurezza dell'equipaggio umano.

Dallo studio condotto emerge chiaramente che l'ottimizzazione della traiettoria è un compromesso tra precisione, efficienza energetica e robustezza. Per raggiungere questo equilibrio, vengono impiegate diverse tecniche di ottimizzazione, ognuna con punti di forza e limitazioni. Alcuni metodi, come il ZEM/ZEV, sono particolarmente efficaci per correzioni locali e a breve termine, poiché minimizzano gli errori di posizione e velocità residua, ma non garantiscono una soluzione ottimale globale. Altri, come il Model Predictive Control (MPC), offrono una maggiore precisione e capacità di adattamento, ma a costo di un'elevata complessità computazionale, rendendoli più adatti a fasi critiche come le correzioni finali prima dell'atterraggio.

Guardando al futuro, è probabile che il ruolo del Machine Learning diventi sempre più centrale. Algoritmi avanzati, combinati con tecniche di fusione sensoriale, permetterebbero ai razzi di adattarsi in tempo reale alle condizioni ambientali, migliorando la precisione e la sicurezza delle manovre. Inoltre, i progressi nell'hardware di bordo potrebbero aumentare la rapidità di calcolo, riducendo i vincoli computazionali e permettendo l'uso di algoritmi più sofisticati senza compromettere la reattività del sistema.

Nonostante questi sviluppi, l'ottimizzazione offline continuerà a giocare un ruolo chiave. Molte traiettorie, soprattutto nelle fasi iniziali del rientro atmosferico o nelle discese controllate su pianeti con atmosfere prevedibili, possono essere pre-calcolate per ridurre il carico computazionale in volo. Tecniche come il Sequential Convex Programming (SCP) potrebbero essere sfruttate per generare soluzioni ottimali a terra, lasciando agli algoritmi online solo il compito di gestire variazioni impreviste.

In definitiva, il futuro dell'ottimizzazione della traiettoria sarà caratterizzato da un approccio ibrido, in cui la pianificazione a terra e la correzione in tempo reale lavoreranno insieme per garantire efficienza, sicurezza e adattabilità alle missioni spaziali del futuro.

## Bibliografia

1. Anderson, J. D., *Hypersonic and High-Temperature Gas Dynamics*, 2nd ed, AIAA, 2006.
2. Badillo, S., Banfai, B., Birzele, F., Davydov, I. I., Hutchinson, L., Kam-Thong, T., Siebourg-Polster, J., Steiert, B., Zhang, J. D., *An Introduction to Machine Learning*, Clin Pharmacol Ther. 2020 Apr;107(4):871-885. doi: 10.1002/cpt.1796. Epub 2020 Mar 3. PMID: 32128792; PMCID: PMC7189875.
3. Botelho, A., Martinez, M., Recupero, C., Fabrizi, A., De Zaiacomo, G., *Design of the landing guidance for the retro-propulsive vertical landing of a reusable rocket stage*, 2022. Disponibile su: <https://link.springer.com/article/10.1007/s12567-022-00423-6>
4. Boyd, S., Vandenberghe, L. - *Convex Optimization*, Cambridge University Press, 2004. Disponibile su: [https://web.stanford.edu/boyd/cvxbook/bv\\_cvxbook.pdf](https://web.stanford.edu/boyd/cvxbook/bv_cvxbook.pdf)
5. Çelik, U., Demirezen, M. U.- *Optimal Reusable Rocket Landing Guidance: A Cutting-Edge Approach Integrating Scientific Machine Learning and Enhanced Neural Networks*, IEEE, 2024
6. Duchi, J., *Sequential Convex Programming*, Stanford University, 2018
7. Elmenreich, W., *An introduction to Sensor Fusion*. Disponibile su: [https://www.researchgate.net/publication/267771481\\_An\\_Introduction\\_to\\_Sensor\\_Fusion](https://www.researchgate.net/publication/267771481_An_Introduction_to_Sensor_Fusion)
8. Everyday Astronaut- *L'astronave e la sua manovra di Belly Flop*. Disponibile su: <https://everydayastronaut.com/starships-belly-flop-maneuver/>
9. Field, R.V. Jr.a, Grigoriub, M.- *Optimal stochastic models for spacecraft atmospheric re-entry*, Science Direct, 2005.
10. Gong, Y., Guo, Y., Lyu, Y., Ma, G., Wang, P., *Hybrid Zero-Effort-Miss/Zero-Effort Velocity Guidance for Powered Descent Phase*, JOURNAL OF GUIDANCE, CONTROL, AND DYNAMICS Vol. 47, No. 5, May 2024
11. Holkar, K. S., Waghmare, L. M., *An overview of Model Predictive Control*, International Journal of Control and Automation, 2010
12. 'Returning from Space: Re-entry'. Disponibile su: [https://16streets.com/39-B/PDF%20files/Re-entry\\_returning\\_from\\_space.pdf](https://16streets.com/39-B/PDF%20files/Re-entry_returning_from_space.pdf)
13. SpaceX- *Falcon Users's Guide*. Disponibile sul sito ufficiale dell'azienda.
14. Wikipedia - "Diophantine equation". Disponibile su: [https://en.wikipedia.org/wiki/Diophantine\\_equation](https://en.wikipedia.org/wiki/Diophantine_equation)

15. Wikipedia – ” *Ottimizzazione convessa*”. Disponibile su: [https://it.wikipedia.org/wiki/Ottimizzazione\\_convessa](https://it.wikipedia.org/wiki/Ottimizzazione_convessa)

16. Wikipedia – ” *Scudo termico*”. Disponibile su: [https://it.wikipedia.org/wiki/Scudo\\_termico](https://it.wikipedia.org/wiki/Scudo_termico)

## Ringraziamenti

Un percorso lungo, dispendioso e impegnativo non può essere concluso senza il supporto di chi ti ha visto arrancare e tirare lunghi sospiri. Questo è solo il primo step verso ciò che voglio ottenere, ma sento comunque il bisogno di ringraziare chi ha saputo rendere questo successo più significativo.

A mio padre, mia madre e mio fratello, che non hanno mai posto dubbi sulla mia scelta di 4 anni fa, anche quando io stesso ho esitato lungo la via. Nelle loro domande e curiosità ho riconosciuto un orgoglio sincero.

A Merca, il socio con cui ho scambiato pareri di ogni genere, progettato aerei all'una di notte e condiviso l'ambizione di trasformare i sogni in obiettivi reali.

A Letizia, che ha riconosciuto i miei punti deboli e mi ha insegnato a non arrendermi davanti ad essi.

A Joyal, con cui ho sempre parlato di tutto tranne che di ingegneria e mi ha dimostrato il valore di un rapporto sincero, pazzo, senza tempo.