



UNIMORE

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI
MODENA E REGGIO EMILIA

Dipartimento di Scienze e Metodi dell'Ingegneria

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Meccatronica

**Analisi di affidabilità di una navetta
per magazzini automatizzati: il caso
Shuttle Logimate di System Logistics
S.p.A.**

Relatori:

Prof. Francesco Loli

Prof. Elia Balugani

Tesi di Laurea di:

Luca Rinaldi

Correlatori:

Ing. Andrea Piazza

Anno Accademico 2024/2025

Ai miei nonni Franco e Mauro

A chi ha sempre creduto in me

Al futuro

Sommario

La trattazione presentata in questo elaborato è stata sviluppata all'interno dell'azienda System Logistics S.p.A.

L'obiettivo principale della tesi è la definizione e l'implementazione di un modello in grado di analizzare l'affidabilità di un sistema complesso, partendo dallo studio dei singoli componenti che lo costituiscono e valutando come il comportamento di ciascuna unità possa influenzare le prestazioni complessive dell'intero sistema. Come caso di studio è stata scelta la navetta LogiMate, uno shuttle impiegato nelle applicazioni di material handling per il prelievo e il deposito automatico dei colli all'interno di magazzini intensivi.

La prima parte dell'elaborato presenta lo stato dell'arte relativo ai principali modelli, metodi e approcci sviluppati nel corso degli anni per l'analisi dell'affidabilità. Dopo una panoramica generale, l'attenzione si concentra sulle tecniche maggiormente rilevanti per il lavoro svolto, approfondendo i modelli strutturali, probabilistici e data-driven più efficaci ai fini della modellazione.

Nella seconda parte viene introdotto il modello proposto, descrivendo gli strumenti software utilizzati e l'architettura modulare adottata. Vengono illustrate la logica del modello, la sua implementazione e il modo in cui esso consente di effettuare un'analisi predittiva, stimando l'evoluzione della probabilità di guasto nel tempo dei diversi componenti della navetta.

L'ultima sezione è dedicata al caso di studio vero e proprio. Dopo la descrizione del sistema LogiMate e dei suoi sottosistemi principali, si mostra come il modello sia stato adattato alla macchina reale, quali distribuzioni di guasto siano state utilizzate per rappresentare il comportamento dei componenti, e come siano stati stimati i parametri attraverso tecniche statistiche. Infine, vengono presentati e discussi i risultati ottenuti, analizzando l'affidabilità complessiva del sistema e confrontandola

con i target di progetto. L'analisi permette inoltre di individuare quali componenti incidono maggiormente sulle prestazioni della navetta e quali interventi risulterebbero necessari per migliorare il comportamento del sistema, così da garantire il raggiungimento dei livelli di affidabilità richiesti.

Indice

1	Introduzione	1
1.1	Motivazioni e contesto della tesi	1
1.2	Struttura della tesi	3
2	Analisi della letteratura	5
2.1	Modelli strutturali di sistema	6
2.1.1	Reliability Block Diagrams	6
2.2	Modelli logici basati su eventi	10
2.3	Modelli probabilistici e stocastici	15
2.4	Modelli data-driven e metodi guidati dai dati	18
3	Modelli di letteratura	23
3.1	Fondamenti di teoria dell'affidabilità	24
3.2	Metodi statistici per l'analisi del tempo al guasto	27
3.3	Modelli di sistema	37
3.4	Metodi di simulazione	42
4	Modello proposto	45
4.1	Obiettivi e requisiti	46
4.2	Software e strumenti utilizzati	47
4.3	Architettura modulare del sistema	50
4.3.1	Criteri di scomposizione	50
4.3.2	Implementazione del modello in ambiente Simulink	52
4.3.3	Analisi di affidabilità condizionata nel modello	56

4.3.4	Interfaccia grafica	58
5	Analisi sperimentale	61
5.1	L'azienda: System Logistics S.p.A.	62
5.2	Setup dell'esperimento	64
5.2.1	Impianto Logimate	64
5.2.2	Descrizione della macchina Logimate	66
5.2.3	Architettura dei sottosistemi modellati	72
5.2.4	Implementazione del modello di studio in Simulink	75
5.2.5	Metodologia di stima dei parametri: Maximum Likelihood Estimation	80
5.3	Elaborazione dati	81
5.3.1	Stima dei parametri tramite Maximum Likelihood Estimation (MLE)	82
5.4	Risultati	95
5.4.1	Output dell'interfaccia di simulazione	96
5.4.2	Confronto con il target di affidabilità	100
5.4.3	Analisi dell'affidabilità condizionata	104
6	Conclusioni	109

Capitolo 1

Introduzione

1.1 Motivazioni e contesto della tesi

Negli ultimi anni i sistemi di movimentazione automatizzata si sono progressivamente affermati come elementi centrali all'interno dei moderni processi produttivi e logistici. La loro diffusione è stata favorita dalla crescente richiesta di prestazioni elevate, continuità operativa e capacità di adattarsi a scenari sempre più complessi, caratterizzati da elevata variabilità della domanda, riduzione dei tempi ciclo e necessità di integrazione con architetture digitali. In questo contesto, la capacità di garantire un funzionamento affidabile nel lungo periodo non rappresenta soltanto un requisito desiderabile, ma un presupposto fondamentale per assicurare la competitività e la sostenibilità dei sistemi nel loro complesso [1].

L'analisi dell'affidabilità di tali sistemi costituisce tuttavia un compito tutt'altro che banale. La presenza di componenti tra loro profondamente diversi, che spaziano da elementi meccanici soggetti a usura a dispositivi elettronici caratterizzati da fenomeni di degradazione specifici, fino a sottosistemi di controllo e software, introduce una molteplicità di modalità di guasto e una dinamica di degradazione che dipende dalle condizioni operative e dalle interazioni tra parti [2]. Descrivere in modo credibile il comportamento nel tempo richiede quindi una lettura che valorizzi la specificità dei singoli componenti e, al contempo, la loro integrazione all'interno dell'architettura complessiva.

Per un ingegnere, questa consapevolezza si traduce nella necessità di sviluppare strumenti capaci di cogliere la struttura del sistema a livello di componenti: comprendere dove si concentrano le sollecitazioni, come si propagano le criticità, quali elementi risultano determinanti per la prestazione globale. Un modello affidabilistico accurato non è un esercizio puramente teorico: incide sulla progettazione di soluzioni più robuste, sulla pianificazione di interventi manutentivi mirati e sulla stima realistica della disponibilità operativa. Dal punto di vista metodologico, ciò implica un'impostazione rigorosa, basata sulla comprensione dei meccanismi fisici alla base del degrado, sulla corretta interpretazione dei dati e sulla selezione di formulazioni coerenti con la natura delle evidenze disponibili.

La motivazione principale di questa tesi è dunque condurre un'analisi approfondita del sistema, a livello di componenti e delle loro interazioni, per costruire una rappresentazione affidabile del comportamento nel tempo. Poiché nelle fasi iniziali del ciclo di vita i dati reali possono essere limitati, l'approccio integra fonti eterogenee: letteratura scientifica, analogie con sistemi affini, valutazioni sperimentali e considerazioni ingegneristiche derivate dall'analisi fisica dei componenti. L'obiettivo non è una descrizione generica, ma un quadro capace di previsione e supporto decisionale in condizioni di incertezza controllata.

In quest'ottica, il lavoro analizza in modo critico i principali modelli disponibili in letteratura, ne valuta l'applicabilità a sistemi complessi di movimentazione automatizzata e, su tali basi, sviluppa un modello dedicato che rappresenti in modo coerente la dinamica dei guasti e delle sollecitazioni operative. Una parte significativa è infine dedicata alla validazione tramite simulazioni e analisi comparate, così da verificarne l'aderenza a scenari realistici. L'ambizione complessiva è proporre un approccio metodologico trasferibile anche a sistemi analoghi, contribuendo alla progettazione di soluzioni caratterizzate da maggiore affidabilità, disponibilità e, in ultima analisi, migliori prestazioni operative nel lungo periodo.

1.2 Struttura della tesi

Per accompagnare il lettore lungo il percorso logico e metodologico del lavoro svolto, la tesi è organizzata nei seguenti capitoli:

- **Capitolo 1 - Introduzione**

Il primo capitolo introduce il contesto generale del lavoro e chiarisce le motivazioni che hanno portato allo sviluppo della tesi. Viene presentata la problematica della valutazione dell'affidabilità nei sistemi complessi di movimentazione automatizzata, mettendo in evidenza la necessità di analizzare in profondità i singoli componenti e le loro interazioni per comprenderne il comportamento nel tempo. Il capitolo definisce gli obiettivi del lavoro e il percorso metodologico adottato, sottolineando l'importanza di integrare conoscenze teoriche, analisi ingegneristiche e informazioni provenienti da dati o analogie. Infine, viene fornita una panoramica della struttura del documento, anticipando il contenuto dei capitoli successivi.

- **Capitolo 2 - Analisi della letteratura**

Il secondo capitolo è dedicato all'analisi dello stato dell'arte scientifico sul problema affrontato, con particolare attenzione ai principali contributi presenti in letteratura riguardo la modellazione dell'affidabilità dei sistemi complessi. Vengono presentati e discussi modelli e teorie fondamentali, dai modelli strutturali di sistema ai metodi data-driven. L'obiettivo è delineare un quadro completo delle soluzioni disponibili, valutandone presupposti, limiti e ambiti di applicabilità. Il capitolo fornisce così le basi teoriche necessarie per comprendere e giustificare le scelte metodologiche adottate nello sviluppo del modello proposto nei capitoli successivi.

- **Capitolo 3 - Modelli di letteratura**

Il terzo capitolo approfondisce in modo sistematico i modelli di affidabilità individuati nella letteratura scientifica come più rilevanti per il problema affrontato. Dopo aver delineato il quadro teorico generale, il capitolo analizza nel dettaglio le formulazioni matematiche, le ipotesi e le condizioni di validità dei modelli selezionati. L'obiettivo è identificare i modelli che offrono il miglior equilibrio tra rigore, applicabilità e capacità descrittiva, costruendo così

una base metodologica solida per lo sviluppo del modello proposto nel capitolo successivo.

- **Capitolo 4 - Modello proposto**

Il quarto capitolo presenta il modello di affidabilità sviluppato nel corso della tesi, illustrandone la struttura, le ipotesi di base e le motivazioni che hanno guidato le scelte metodologiche. Viene descritto in che modo i concetti e i modelli individuati nei capitoli precedenti sono stati adattati, combinati o reinterpretati per costruire un approccio coerente con le caratteristiche del sistema analizzato. Il capitolo fornisce inoltre una discussione sulle assunzioni adottate e sui limiti intrinseci del modello, costituendo la base teorica per l'analisi sperimentale presentata nel capitolo successivo.

- **Capitolo 5 - Analisi sperimentale**

Il quinto capitolo è dedicato all'applicazione del modello proposto al caso specifico analizzato nella tesi. Dopo una descrizione dettagliata del sistema considerato, vengono presentati i dati utilizzati per la validazione del modello, provenienti principalmente dai guasti reali registrati sull'impianto e da considerazioni ingegneristiche coerenti con il funzionamento dei componenti. Il capitolo illustra le procedure adottate per la stima dei parametri, le simulazioni effettuate e i risultati ottenuti, verificandone la coerenza rispetto al comportamento operativo reale del sistema. Particolare attenzione è dedicata alla descrizione delle procedure di stima dei parametri, alle simulazioni effettuate e all'interpretazione dei risultati ottenuti. L'obiettivo è valutare l'efficacia dell'approccio sviluppato e verificarne l'effettiva capacità di rappresentare il comportamento del sistema nel tempo.

- **Capitolo 6 - Conclusioni**

Il capitolo conclusivo riassume i principali risultati ottenuti e valuta l'efficacia del modello proposto nel rappresentare l'affidabilità del sistema analizzato. Vengono messi in evidenza i punti di forza e le limitazioni dell'approccio, discutendo le condizioni in cui le ipotesi adottate risultano più significative. Il capitolo propone inoltre alcune possibili direzioni di miglioramento, indicando sviluppi futuri sia sul piano modellistico sia su quello sperimentale, e offrendo una riflessione finale sull'applicabilità del modello a sistemi complessi analoghi.

Capitolo 2

Analisi della letteratura

Il secondo capitolo è dedicato all'analisi della letteratura relativa ai metodi e ai modelli impiegati per descrivere l'affidabilità dei sistemi complessi. La crescente diffusione di sistemi caratterizzati da componenti eterogenei, interdipendenze funzionali e modalità di guasto diversificate ha infatti reso necessario lo sviluppo di approcci di modellazione sempre più articolati. Per comprendere tali metodologie e valutarne la pertinenza rispetto al caso affrontato in questa tesi, è fondamentale delineare un quadro sistematico dei contributi disponibili, evidenziandone principi, assunzioni e ambiti applicativi.

In letteratura esistono numerosi modelli per l'analisi dell'affidabilità, che spaziano dalle tecniche basate su rappresentazioni strutturali del sistema, come gli alberi di guasto e i diagrammi a blocchi, fino ai modelli probabilistici e stocastici utilizzati per descrivere fenomeni di degradazione, dipendenze tra componenti e comportamenti dinamici. L'ampiezza e la varietà dei contributi rendono necessaria una sintesi critica, utile a individuare i metodi più appropriati per lo studio di sistemi complessi e delle loro evoluzioni nel tempo.

Con questa finalità, il capitolo propone una rassegna critica delle principali metodologie impiegate nell'analisi dell'affidabilità dei sistemi complessi, mettendo in evidenza i fondamenti teorici che le caratterizzano, le loro assunzioni di base e il modo in cui ciascun approccio interpreta la struttura e il comportamento del siste-

ma nel tempo. L'esposizione è organizzata in modo da far emergere le differenze concettuali tra le varie famiglie di modelli, oltre ai rispettivi punti di forza e limiti, così da individuare le metodologie più adeguate al caso di studio affrontato nel prosieguo del lavoro.

2.1 Modelli strutturali di sistema

I modelli strutturali rappresentano uno dei modi più immediati e diffusi per descrivere il comportamento affidabilistico di un sistema complesso. Essi si basano sull'idea che la capacità del sistema di mantenere la propria funzionalità dipenda direttamente dal modo in cui i singoli componenti sono connessi tra loro, indipendentemente dai dettagli legati ai meccanismi fisici di guasto o ai tempi di degrado [2].

L'obiettivo di questo approccio è fornire una rappresentazione logica dell'architettura del sistema, distinguendo tra configurazioni che richiedono il funzionamento simultaneo di tutti i componenti e configurazioni che, al contrario, prevedono percorsi alternativi o ridondanti. Questa distinzione rende i modelli strutturali particolarmente utili nelle fasi preliminari dell'analisi, quando è necessario ottenere una visione sintetica delle relazioni funzionali tra sottosistemi e individuare i punti critici dell'architettura complessiva.

Nel loro impiego tradizionale, tali modelli assumono che i componenti siano caratterizzati da stati binari (funzionante/guasto) e che i guasti siano statisticamente indipendenti. Pur trattandosi di ipotesi semplificative, esse permettono di analizzare con chiarezza configurazioni anche articolate e di individuare percorsi di successo o fallimento del sistema, costituendo così la base concettuale per metodi più evoluti di valutazione dell'affidabilità.

2.1.1 Reliability Block Diagrams

I Reliability Block Diagrams (RBD) costituiscono uno degli strumenti più utilizzati per rappresentare in modo grafico la struttura logica di un sistema dal punto di vista dell'affidabilità. In questa rappresentazione il sistema è scomposto in blocchi, ognuno dei quali corrisponde a un componente o sottosistema, e i collegamenti tra i

blocchi indicano come il sistema può mantenere la propria funzionalità. Un percorso continuo tra l'ingresso e l'uscita del diagramma identifica una condizione di successo, mentre l'assenza di tale percorso indica il fallimento del sistema [3].

Gli RBD risultano particolarmente efficaci per modellare configurazioni in serie, in cui il funzionamento dell'intero sistema richiede la disponibilità simultanea di tutti i componenti, e configurazioni in parallelo, che rappresentano forme di ridondanza progettate per aumentare la tolleranza ai guasti. Attraverso opportune combinazioni di blocchi è possibile rappresentare architetture più complesse, incluse strutture miste o configurazioni con requisiti multi-componente.

Nel contesto industriale contemporaneo gli RBD mantengono un ruolo centrale per la loro chiarezza visiva, la facilità di integrazione in processi di modellazione più complessi e la possibilità di essere impiegati come base per analisi quantitative attraverso strumenti software dedicati. La loro natura modulare consente inoltre di estendere il modello includendo sottosistemi riparabili, percorsi alternativi o ridondanze di diversa natura, conservando sempre una rappresentazione intuitiva della struttura funzionale del sistema.

Configurazione in serie

Nei modelli strutturali, una configurazione in serie rappresenta un'architettura in cui i componenti sono disposti lungo un unico percorso funzionale. In un Reliability Block Diagram (RBD), ciò equivale a dire che il sistema può considerarsi operativo solo se ciascun blocco presente lungo questo percorso mantiene la propria funzionalità. La perdita di un singolo componente interrompe infatti la continuità del cammino e comporta l'immediata indisponibilità dell'intero sistema. In Figura 2.1 viene illustrato il caso semplice con due soli componenti, ma questa analisi si può estendere a molteplici componenti.



Figura 2.1: Rappresentazione RBD di una configurazione in serie composta da due componenti C_1 e C_2 [3]

Questa rappresentazione “percorso-centrica”, tipica degli RBD, consente di visualizzare con grande immediatezza il ruolo critico che ogni singolo elemento ricopre all’interno della catena funzionale. Dal punto di vista progettuale, le configurazioni in serie risultano utili per individuare i cosiddetti “colli di bottiglia affidabilistici”, ovvero quei punti dell’architettura in cui l’assenza di ridondanza rende il sistema particolarmente vulnerabile. Tali considerazioni guidano spesso la scelta di introdurre ridondanze locali, di riorganizzare i sottosistemi o di modificare il layout strutturale per aumentare la robustezza complessiva.

Configurazione in parallelo

La configurazione in parallelo rappresenta un’architettura in cui i componenti sono disposti su percorsi alternativi tra l’ingresso e l’uscita del sistema, come mostrato nella Figura 2.2. In un Reliability Block Diagram (RBD), questa struttura implica che il sistema rimanga operativo anche in presenza del guasto di uno o più componenti, purché sia ancora disponibile almeno un percorso integro. La ridondanza intrinseca della configurazione in parallelo consente quindi di incrementare la tolleranza ai guasti e di garantire una maggiore continuità operativa, rendendo questa soluzione particolarmente utile nei sistemi che richiedono elevati livelli di disponibilità.

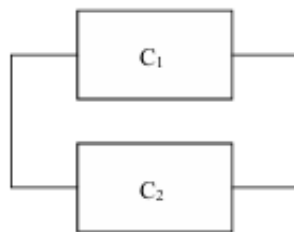


Figura 2.2: Rappresentazione RBD di una configurazione in parallelo composta da due componenti C_1 e C_2 [3]

Dal punto di vista dell’ingegneria dei sistemi, la configurazione in parallelo costituisce il naturale complemento della serie: offre un linguaggio chiaro per introdurre ridondanze, progettare percorsi di recupero e bilanciare i compromessi tra affidabilità, costi e ingombri. La sua natura modulare consente inoltre di combinare i paralleli con strutture in serie o con configurazioni più articolate, mantenendo una rappresentazione intuitiva dell’architettura complessiva. Per queste ragioni, le con-

figurazioni in serie e parallelo sono considerate i “mattoni di base” da cui derivano strutture miste e modelli più complessi adottati nella pratica ingegneristica.

Sistemi k -out-of- n

I sistemi k -out-of- n descrivono architetture nelle quali il sistema è operativo finché almeno k componenti, tra i n disponibili, sono in grado di svolgere la funzione richiesta. Questa famiglia costituisce una generalizzazione naturale delle configurazioni in serie e in parallelo: consente di calibrare la ridondanza e la tolleranza ai guasti in modo più realistico rispetto ai casi “puri”, risultando utile quando si vuole garantire continuità di servizio anche in presenza del guasto di una quota di elementi [4].

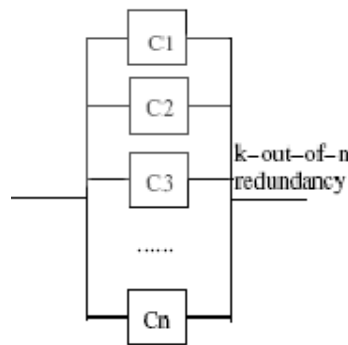


Figura 2.3: Rappresentazione di un sistema k -out-of- n

Come illustrato in Figura 2.3, ogni blocco (C_1, \dots, C_n) rappresenta un componente/sottosistema candidato a contribuire alla funzione complessiva; la soglia k rappresenta la quantità minima di capacità funzionante richiesta: il sistema è considerato operativo quando nell’RBD esiste almeno un percorso di successo in cui risultano attivi almeno k componenti tra i n disponibili. In questo senso, la soglia k agisce come un “controllo di voto” che permette di dosare la ridondanza in funzione dei requisiti di affidabilità, mantenendo al contempo una rappresentazione a blocchi (RBD) chiara e comunicativa a livello architeturale.

Infine, in applicazioni con livelli prestazionali intermedi, i k -out-of- n possono essere estesi a *contesti multi-stato*, mantenendo i vantaggi della rappresentazione strutturale a blocchi e la possibilità di integrare successivamente modelli dinamici o dipendenze tra componenti quando richiesto dai dati o dai requisiti di analisi [5].

Rispetto alle strutture in serie e parallelo, i sistemi k -out-of- n forniscono dunque un utile grado di libertà progettuale: la scelta di k consente di bilanciare affidabilità, costi e ingombri, mantenendo una rappresentazione a blocchi (RBD) chiara e comunicativa a livello di sistema.

2.2 Modelli logici basati su eventi

I modelli logici basati su eventi rappresentano una delle metodologie più diffuse nell'analisi dell'affidabilità e della sicurezza dei sistemi complessi. Il loro obiettivo è descrivere i guasti non soltanto come eventi isolati, ma come il risultato di relazioni logiche tra più cause elementari. Attraverso strutture grafiche o algebriche, questi modelli consentono di evidenziare come combinazioni di malfunzionamenti, indipendenti o correlati, possano condurre a un evento indesiderato di livello superiore, come un failure, un hazard o la perdita di funzionalità di un sottosistema [6].

Questi strumenti risultano particolarmente utili quando si devono analizzare sistemi caratterizzati da interdipendenze tra componenti, propagazione dei guasti, presenza di eventi rari ma critici e necessità di avere una chiara tracciabilità logica delle cause.

Tra le metodologie più rappresentative rientrano i Fault Tree Analysis (FTA), gli Event Tree Analysis (ETA), e i più recenti modelli basati su reti bayesiane estese agli eventi di guasto. Tutti condividono l'idea chiave che l'affidabilità non dipenda solo dalle proprietà individuali dei componenti, ma dalla struttura logica delle dipendenze che li collegano.

Fault Tree Analysis (FTA)

La Fault Tree Analysis (FTA) è una tecnica sistematica ampiamente utilizzata per acquisire informazioni sul comportamento di un sistema, sia in condizioni operative normali, sia in presenza di guasti. Grazie al suo approccio strutturato, l'FTA rappresenta un valido supporto al complesso processo decisionale che caratterizza le fasi di progettazione, gestione e controllo di un sistema produttivo. Le informazioni che emergono dall'analisi risultano utili per tutte le figure che interagiscono con il sistema: progettisti, fornitori, responsabili di manutenzione, operatori e persino clienti.

In particolare, l'FTA fornisce un contributo significativo alle attività di sicurezza e manutenzione, supportando gli ingegneri nell'organizzare azioni di manutenzione preventiva e correttiva e nella definizione delle strategie di monitoraggio dell'impianto [3].

L'FTA appartiene alla categoria delle analisi deduttive: l'analista parte dal presupposto che il sistema possa fallire in un certo modo (il cosiddetto top event) e ricerca tutte le combinazioni di eventi elementari che possono condurre a tale condizione. In origine nata come metodologia qualitativa, nel tempo la tecnica si è evoluta fino a divenire un potente strumento anche di tipo quantitativo. Per questo motivo la letteratura distingue tra analisi qualitative e analisi quantitative nel contesto della Fault Tree Analysis.

Un albero di guasto è costituito da un insieme di entità logiche denominate gate, che rappresentano la modalità con cui una combinazione di eventi elementari determina l'occorrenza di un evento superiore. Ogni gate possiede un evento padre come uscita (output) e una serie di eventi figli come ingressi (input). Tali input rappresentano le cause che, in forma singola o combinata, possono produrre l'evento di livello superiore. La struttura dell'albero consente quindi di modellare la trasmissione logica del guasto dal basso verso l'alto, fino alla comprensione delle cause principali dell'evento critico.

Per comprendere meglio la struttura logica alla base dell'FTA, in Figura 2.4 è riportato un esempio semplificato di albero di guasto.

L'immagine rende più intuitiva la logica dell'FTA, mostrando chiaramente la distinzione tra eventi elementari, eventi intermedi e top event, oltre al ruolo dei diversi gate nella propagazione del guasto.

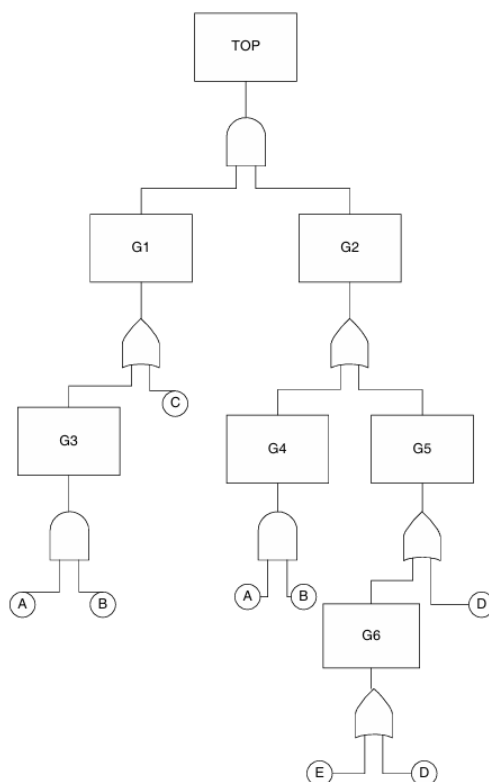


Figura 2.4: Esempio di Fault Tree Analysis con top event, gate logici e eventi elementari [3]

Nell'esempio mostrato, il top event è determinato dalla combinazione logica di due sottosistemi principali, G1 e G2, collegati tramite un gate AND: il sistema fallisce solo quando entrambi i sottosistemi sono in una condizione di guasto. Ciascun sottosistema è a sua volta scomposto attraverso ulteriori gate OR e AND, che rappresentano le modalità con cui i guasti dei componenti elementari (A, B, C, D, E) contribuiscono alla propagazione del guasto verso i livelli superiori.

Questa rappresentazione grafica consente al lettore di visualizzare immediatamente quali componenti sono critici, come si combinano gli effetti dei guasti, quali percorsi logici concludono l'evento desiderato e quali elementi richiedono particolare attenzione nelle analisi o nella manutenzione.

All'interno dell'analisi è possibile distinguere due principali categorie di componenti, in funzione del loro comportamento rispetto ai segnali trattati:

- **Componenti attivi**, che generano o modificano un segnale, ad esempio in-

teruttore, valvole o pompe.

- **Componenti passivi**, che trasmettono un segnale senza modificarlo, come cavi elettrici o tubazioni.

La differenza tra queste due categorie è significativa, e nella maggior parte dei casi i tassi di guasto dei componenti attivi superano di almeno tre ordini di grandezza quelli dei componenti passivi. La distinzione è fondamentale poiché determina effetti diversi sull'albero di guasto: il malfunzionamento di un componente attivo può causare un'assenza o un'errata generazione del segnale, mentre quello di un componente passivo implica la non trasmissione del segnale stesso.

Event Tree Analysis (ETA)

L'Event Tree Analysis (ETA) [7] è una tecnica di analisi induttiva che rappresenta graficamente le possibili evoluzioni di un sistema in seguito a un *evento iniziatore*. Attraverso una struttura ramificata, l'ETA mostra come il sistema possa progredire verso differenti stati finali in funzione del successo o del fallimento delle funzioni di sicurezza che rispondono all'evento iniziale. Questo approccio consente di evidenziare in modo intuitivo come combinazioni di esiti positivi e negativi possano condurre a condizioni operative normali, danni parziali o scenari critici per l'impianto.

In un albero degli eventi, ogni nodo rappresenta la verifica di una funzione: il ramo superiore indica il *successo* della funzione, mentre il ramo inferiore ne rappresenta il *fallimento*. La sequenza dei nodi definisce quindi i percorsi evolutivi del sistema, ciascuno associato a uno stato finale e, nelle applicazioni quantitative, a una probabilità o a una misura di conseguenza.

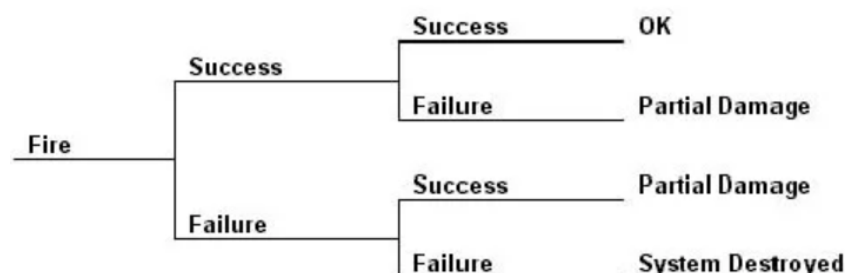


Figura 2.5: Esempio di Event Tree Analysis

Come mostrato in figura 2.5, l'evento iniziatore attiva in sequenza più funzioni di protezione. Se la prima funzione ha esito positivo (*Success*), il sistema può tornare in una condizione accettabile; in caso di esito negativo (*Failure*), la responsabilità di contenere l'evento passa alla funzione successiva, e così via. I rami terminali sulla destra rappresentano gli *stati finali*, dal ripristino completo fino alla perdita grave del sistema.

Questa rappresentazione permette di individuare rapidamente le combinazioni di successi e fallimenti che conducono agli esiti indesiderati e di riconoscere le barriere più rilevanti nella mitigazione dell'evento iniziatore. Inoltre, nelle analisi quantitative consente di associare a ogni percorso una probabilità o un indice di conseguenza, rendendo immediata la valutazione comparativa degli scenari finali.

Un ulteriore aspetto rilevante è la necessità di considerare correttamente i guasti da causa comune, che possono compromettere simultaneamente più componenti del sistema e influenzare profondamente le sequenze dell'albero degli eventi. Questi fenomeni, meno evidenti nella struttura top-down dell'FTA, diventano centrali nell'ETA poiché possono alterare molteplici rami dell'albero.

In sintesi, mentre l'FTA scompone un guasto critico per individuarne le cause alla radice, l'ETA descrive in modo complementare le conseguenze possibili di un guasto iniziale e le probabilità associate ai percorsi evolutivi del sistema. Le due tecniche risultano quindi complementari e vengono spesso impiegate congiuntamente nelle moderne analisi di rischio.

Reti bayesiane

Le reti bayesiane rappresentano un'evoluzione naturale dei modelli tradizionali di analisi dei guasti come FTA ed ETA, poiché permettono di superare i limiti delle strutture logiche statiche basate esclusivamente su porte AND/OR. Grazie alla loro natura probabilistica e grafica, esse consentono di rappresentare in modo intuitivo relazioni di causa-effetto, dipendenze complesse e comportamenti non lineari tra i componenti di un sistema. In una rete bayesiana, infatti, ogni nodo rappresenta una variabile (ad esempio un guasto o una condizione operativa), mentre gli archi descrivono come la probabilità di un evento dipenda dagli altri: una logica che arricchisce la struttura degli alberi di guasto ed evento con un meccanismo probabilistico dinamico e aggiornabile. Questa caratteristica permette di modellare scenari

più realistici e di migliorare la rappresentazione dell'incertezza rispetto ai modelli puramente deterministici.

L'integrazione tra Fault Tree Analysis e reti bayesiane consente di trasformare un modello statico in uno dinamico, capace di cogliere variazioni di stato, fenomeni temporali e interazioni tra componenti non modellabili tramite le sole porte logiche [8]. In questo modo diventa possibile descrivere sistemi in cui i guasti non sono indipendenti, ma condizionati dal comportamento di altri elementi o da influenze esterne. Inoltre, una rete bayesiana può aggiornare automaticamente le probabilità di guasto quando nuove informazioni diventano disponibili, fornendo previsioni più accurate e un supporto decisionale più efficace, soprattutto in contesti in cui i dati evolvono nel tempo.

2.3 Modelli probabilistici e stocastici

I modelli probabilistici e stocastici costituiscono una classe di strumenti che permettono di descrivere l'evoluzione del comportamento del sistema nel tempo. A differenza delle metodologie puramente logiche, questi modelli integrano in modo esplicito la componente temporale e la natura casuale dei processi di guasto e riparazione, consentendo di rappresentare dinamiche quali degradazione progressiva, transizioni tra stati multipli, azioni di manutenzione, ripristino funzionale e l'impatto di fenomeni variabili nel tempo.

In un sistema reale, infatti, i componenti non sono semplicemente "funzionanti" o "guasti", ma spesso attraversano molteplici condizioni operative intermedie: usura, perdita di prestazioni, guasti parziali, riparazioni non perfette o stati di standby. I modelli stocastici permettono di catturare questa complessità tramite l'introduzione di stati multipli e transizioni probabilistiche, che descrivono la probabilità che un componente passi da uno stato all'altro in un certo intervallo temporale.

Grazie alla loro struttura matematica, questi approcci consentono non solo di stimare indicatori tradizionali come l'affidabilità o la disponibilità, ma anche di valutare strategie di manutenzione, comportamenti dipendenti dal tempo, interazioni tra sottosistemi e l'impatto di politiche di riparazione o sostituzione.

Nel loro complesso, questi modelli rappresentano quindi un'estensione essenziale delle metodologie statiche, offrendo una visione più realistica e dinamica del ciclo di vita di un sistema e permettendo analisi più complete e informate del suo comportamento

operativo.

Catene di Markov

Le catene di Markov [9] costituiscono un modello stocastico fondamentale per descrivere l'evoluzione nel tempo di sistemi che possono trovarsi in un insieme finito o numerabile di stati. L'elemento distintivo è la proprietà di Markov, secondo cui la probabilità di transizione al prossimo stato dipende solo dallo stato corrente e non dall'intera storia passata del processo. In ambito di affidabilità e disponibilità, questa caratteristica consente di modellare in modo naturale guasti, riparazioni e configurazioni operative attraverso transizioni tra stati quali "funzionante", "degradato", "guasto", "in riparazione" o "standby". Le catene possono essere formulate a tempo discreto (DTMC), quando l'evoluzione è scandita da passi unitari, oppure a tempo continuo (CTMC), quando le transizioni avvengono in tempi casuali, tipicamente con tassi associati a ciascun arco.

La potenza del formalismo risiede nella sua analiticità: una volta definita la struttura degli stati e delle transizioni, è possibile derivare in modo sistematico grandezze chiave come affidabilità, disponibilità istantanea e in regime stazionario, tempo medio al guasto (MTTF), tempo medio di riparazione (MTTR) e disponibilità media. Le catene di Markov risultano particolarmente utili quando il comportamento del sistema può essere descritto attraverso tassi costanti di guasto e riparazione, oppure quando si vogliono rappresentare stati multipli di degradazione, politiche di manutenzione correttiva o preventiva e configurazioni ridondanti (caldo/freddo).

Non risultano invece adatte quando i fenomeni di guasto presentano memoria o processi di invecchiamento marcati, come nel caso di componenti con hazard rate variabile nel tempo. Inoltre, per poter essere impiegate efficacemente, richiedono come input la conoscenza o la stima dei tassi di transizione tra stati, spesso derivati da dati storici, prove sperimentali o letteratura tecnica.

Reti di Petri stocastiche

Le reti di Petri stocastiche (SPN) [10] rappresentano una delle estensioni più potenti e flessibili dei modelli Markoviani tradizionali per la modellazione dell'affidabilità e della dipendenza nei sistemi complessi. Esse superano i limiti delle catene di Markov

grazie a una rappresentazione grafica che separa in modo chiaro la logica strutturale dalle dinamiche temporali: le transizioni immediate catturano la logica di causalità e sincronizzazione, mentre le transizioni temporizzate modellano l'evoluzione temporale dei processi di guasto, riparazione o riconfigurazione. Questa distinzione consente di descrivere con maggiore espressività sistemi caratterizzati da concorrenza, asincronia, condivisione delle risorse, cicli di controllo, fasi operative complesse e propagazione non lineare dei guasti, aspetti difficilmente rappresentabili in modo compatto tramite sole catene di Markov.

Grazie alla loro natura sia grafica sia stocastica, le SPN si prestano a un duplice utilizzo:

- **qualitativo**, tramite l'analisi del grafo di raggiungibilità, utile per identificare stati critici o condizioni non desiderate;
- **quantitativo**, attraverso la generazione automatica della catena di Markov sottostante e il calcolo di indicatori come affidabilità o disponibilità.

In sintesi, le reti di Petri stocastiche costituiscono uno strumento estremamente espressivo ed efficace per l'analisi di sistemi dinamici complessi, fungendo da ponte tra la chiarezza strutturale dei modelli grafici e il rigore matematico dei processi stocastici continui.

Modelli di degradazione

I modelli di degradazione rappresentano una categoria di modelli stocastici utilizzati per descrivere l'evoluzione progressiva delle condizioni di un componente o di un sistema nel tempo. A differenza dei modelli "binari" classici dell'affidabilità, che considerano solo due stati, funzionante e guasto, i modelli di degradazione introducono una rappresentazione più realistica basata su stati multipli di deterioramento, attraverso i quali il componente transita gradualmente prima di raggiungere il guasto completo [11]. Questa impostazione permette di catturare fenomeni fisici come usura, fatica, corrosione, creep, invecchiamento termico o degrado prestazionale, che spesso precedono il guasto vero e proprio e che non possono essere rappresentati in modo adeguato dai modelli dicotomici.

Dal punto di vista matematico, la degradazione può essere modellata come un processo stocastico, continuo o discreto nel tempo, in cui ogni stato rappresenta un livello di salute del componente. Le transizioni tra stati possono essere caratterizzate da tassi costanti, distribuzioni generiche o dipendenze dallo stress operativo, e possono incorporare anche gli effetti di manutenzione preventiva o riparazioni imperfette, che riportano il componente a uno stato parzialmente ripristinato anziché completamente nuovo.

I modelli di degradazione sono fortemente collegati ai modelli Markoviani: quando le transizioni tra livelli di degradazione seguono una dinamica a memoria corta e sono regolate da tassi esponenziali, il processo può essere formulato come una catena di Markov a stati multipli, di cui il guasto rappresenta uno stato assorbente. Quando invece le transizioni non seguono distribuzioni esponenziali, oppure la degradazione dipende da eventi concorrenti, politiche di manutenzione complesse o interazioni tra componenti, i modelli Markoviani possono essere estesi tramite reti di Petri stocastiche. Le SPN permettono infatti di rappresentare in modo naturale processi di degradazione che evolvono in parallelo, componenti condivisi, effetti di accumulo e sincronizzazioni, superando le limitazioni di espressività delle sole catene di Markov. La loro integrazione con catene di Markov e reti di Petri stocastiche consente di combinare realismo fisico, rigore matematico e flessibilità modellistica, rendendoli adatti alla valutazione dell'affidabilità in un ampio spettro di applicazioni industriali.

2.4 Modelli data-driven e metodi guidati dai dati

Negli ultimi anni, accanto ai modelli strutturali, logici e stocastici tradizionalmente impiegati nell'analisi dell'affidabilità, si sono affermati i modelli data-driven, una classe di approcci che non si basa sulla descrizione fisica o logica del sistema, ma sull'analisi dei dati operativi raccolti da sensori, log di manutenzione e misure di processo. A differenza dei modelli deterministici o probabilistici classici, che richiedono di conoscere in anticipo la struttura del sistema, i meccanismi di guasto o le relazioni causali tra componenti, i modelli data-driven apprendono direttamente dai dati e identificano autonomamente segnali precoci di malfunzionamento. Questa caratteristica li rende particolarmente adatti ai sistemi moderni, dove la comples-

sità, l'interdipendenza tra sottosistemi e l'elevato volume di dati rendono difficile costruire modelli analitici fedeli.

Nel contesto dell'affidabilità, questi approcci si sono consolidati grazie allo sviluppo del machine learning e del deep learning, che permettono di classificare guasti, rilevare anomalie, stimare indicatori di salute (health indicators) e prevedere il Remaining Useful Life (RUL) dei componenti. L'integrazione dei dati con tecniche predittive abilita nuovi paradigmi di manutenzione, in particolare la manutenzione predittiva e il Prognostics and Health Management (PHM), che utilizzano informazioni passate e in tempo reale per anticipare il guasto e ottimizzare la gestione del ciclo di vita dei sistemi.

Questi modelli non sostituiscono le tecniche classiche, ma si pongono come complemento naturale ai modelli fisici e stocastici: possono, ad esempio, stimare i tassi di transizione delle catene di Markov, fornire distribuzioni realistiche ai modelli di degradazione o integrare informazioni sensoristiche in reti di Petri stocastiche. In questo modo, l'ingegneria dell'affidabilità evolve verso un approccio ibrido, capace di combinare struttura del sistema e conoscenza dei dati, migliorando la capacità predittiva e la precisione delle analisi.

Machine learning per l'affidabilità

Il machine learning applicato all'affidabilità [12] si distingue dai tradizionali modelli data-driven per il suo ruolo operativo nella trasformazione dei dati in informazioni utili alla diagnosi e alla prognostica. Oltre ad apprendere automaticamente dai dati storici e in tempo reale, questi algoritmi permettono di affrontare problemi specifici dell'ingegneria dell'affidabilità: classificare modalità di guasto, rilevare anomalie non note a priori, stimare indicatori di salute e ricostruire le dinamiche di degradazione dei componenti. Tecniche di classificazione e regressione possono essere utilizzate per identificare condizioni operative critiche, mentre metodi non supervisionati come clustering e anomaly detection consentono di individuare comportamenti anomali anche in assenza di etichette diagnostiche. Un aspetto particolarmente rilevante è la capacità del machine learning di estrarre caratteristiche significative dai dati grezzi, come ad esempio vibrazioni, temperature, segnali elettrici o pressioni, e di trasformarle in metriche utili alla previsione del guasto. I modelli supervisionati possono essere impiegati per stimare indicatori sintetici di salute, mentre algoritmi

sequenziali o regressivi permettono di ricavare parametri utili ad alimentare modelli stocastici classici, come i tassi di transizione nelle catene di Markov o le distribuzioni di degradazione. In questo modo il machine learning si integra come componente funzionale delle metodologie tradizionali, migliorando la capacità diagnostica e predittiva dei sistemi di manutenzione e contribuendo a una gestione più proattiva del ciclo di vita dei componenti.

Nel complesso, il machine learning rappresenta un'estensione fondamentale nel panorama dei modelli di affidabilità: integra e potenzia le tecniche classiche, supporta la manutenzione predittiva e consente di costruire modelli più adattivi, capaci di apprendere direttamente dal comportamento del sistema. In questo modo, si migliora la capacità di anticipare i guasti, ottimizzare gli interventi di manutenzione e ridurre al minimo l'indisponibilità dei componenti, contribuendo a una gestione più intelligente e proattiva del ciclo di vita degli asset.

Deep learning e reti neurali

Il deep learning rappresenta oggi una delle tecniche più avanzate nell'ambito dei modelli data-driven applicati alla prognostica e alla gestione della salute dei sistemi. Rispetto agli algoritmi di machine learning tradizionali, che richiedono spesso una selezione manuale delle caratteristiche, le reti neurali profonde sono in grado di estrarre automaticamente rappresentazioni ad alto livello dai dati grezzi, consentendo di catturare pattern complessi e altamente non lineari tipici dei fenomeni di degradazione. L'uso di modelli deep learning permette di affrontare con maggiore efficacia problemi quali segnali rumorosi, dinamiche multivariabili e modalità di guasto eterogenee, fornendo previsioni più accurate e robuste nelle applicazioni industriali [13].

Tra le architetture più diffuse, le Long Short-Term Memory (LSTM) e le reti ricorrenti (RNN) sono particolarmente adatte alla modellazione delle serie temporali provenienti da sensori, grazie alla loro capacità di apprendere dipendenze a lungo termine nelle sequenze di dati. Le Convolutional Neural Network (CNN), invece, trovano applicazione nell'analisi di vibrazioni, segnali trasformati in dominio tempo-frequenza o immagini termografiche, sfruttando la loro abilità nel riconoscimento di pattern spaziali. Più recentemente, modelli ibridi che combinano CNN

e LSTM sono stati adottati per migliorare ulteriormente l'accuratezza nella stima della Remaining Useful Life (RUL) e nella rilevazione precoce delle anomalie.

Nonostante il grande potenziale, il deep learning presenta sfide importanti, come la necessità di grandi quantità di dati etichettati, la difficoltà di interpretazione dei modelli e la gestione dell'incertezza nelle previsioni. Per superare questi limiti, si stanno diffondendo approcci ibridi, che integrano vincoli fisici nelle reti neurali, migliorando la generalizzazione e riducendo il rischio di predizioni fisicamente non plausibili. Tali modelli combinano quindi la capacità del deep learning di apprendere direttamente dai dati con la solidità dei modelli basati sulla fisica, offrendo un equilibrio efficace tra accuratezza, robustezza e interpretabilità.

Prognostics and Health Management (PHM) e Remaining Useful Life (RUL)

All'interno della moderna ingegneria dell'affidabilità, il Prognostics and Health Management (PHM) rappresenta il quadro applicativo che integra e utilizza gli strumenti introdotti nelle sezioni precedenti. Mentre machine learning e deep learning costituiscono gli strumenti analitici principali per estrarre informazioni dai dati e modellare comportamenti complessi, il PHM definisce il processo complessivo attraverso il quale tali informazioni vengono utilizzate per monitorare lo stato di salute del sistema, anticipare l'insorgenza dei guasti e supportare le decisioni di manutenzione.

Un elemento centrale del PHM è la stima del Remaining Useful Life (RUL), ossia la vita residua di un componente prima che raggiunga un livello di degradazione incompatibile con il funzionamento sicuro o efficiente. Il RUL non è un modello, ma una metrica: rappresenta il risultato finale delle metodologie predittive ed è il parametro che guida la pianificazione degli interventi di manutenzione, l'ottimizzazione delle risorse e l'aumento della disponibilità del sistema. I modelli di machine learning e deep learning introdotti nelle sezioni precedenti possono essere visti come strumenti che alimentano il PHM fornendo stime accurate del RUL o identificando anomalie che ne anticipano la variazione.

In altre parole, ML e DL costituiscono la tecnologia, PHM il framework operativo, RUL l'obiettivo pratico.

Capitolo 3

Modelli di letteratura

In questo capitolo vengono presentati i principali modelli matematici utilizzati in letteratura per descrivere il comportamento affidabilistico dei componenti e dei sistemi tecnici. L'obiettivo è fornire un quadro sintetico ma rigoroso degli strumenti teorici necessari per analizzare il sistema oggetto di studio, ponendo le basi per la successiva modellazione proposta nel capitolo seguente.

Prima di introdurre i vari modelli, vengono richiamati brevemente i concetti fondamentali della teoria dell'affidabilità necessari per descrivere il comportamento nel tempo dei componenti. Questi elementi costituiscono il quadro teorico di base su cui si fondano i modelli probabilistici esposti nelle sezioni successive.

Alcuni dei modelli introdotti derivano direttamente dall'Analisi della letteratura riportata nel capitolo precedente; tuttavia, in questa sezione essi vengono ripresi in modo più formale, riportandone le formulazioni matematiche, le variabili coinvolte, le ipotesi di validità e i limiti applicativi. Lo scopo non è ancora quello di scegliere un modello specifico per il caso di studio, bensì di delineare un catalogo di modelli consolidati, che costituiranno la base teorica per la definizione del modello proposto nel capitolo successivo.

In particolare, il capitolo si articola in tre blocchi principali:

- **metodi statistici per il tempo-al-guasto (TTF)**, ampiamente utilizzati in affidabilità per descrivere il comportamento probabilistico della vita dei componenti;
- **modelli di sistema**, che permettono di rappresentare il comportamento affidabilistico complessivo di più componenti interconnessi secondo diverse strutture.
- **metodi di simulazione**, con particolare riferimento al metodo Monte Carlo, frequentemente impiegato per analizzare sistemi complessi in cui le soluzioni analitiche risultano difficili o non disponibili.

La presentazione dei modelli in questo capitolo ha quindi la funzione di costituire una base teorica ampia ma mirata, che sarà successivamente utilizzata, filtrata e adattata per la costruzione del modello proposto nel capitolo successivo.

3.1 Fondamenti di teoria dell'affidabilità

In questo paragrafo vengono introdotte le grandezze matematiche di base utilizzate per descrivere l'evoluzione temporale del comportamento di un componente. Si tratta di definizioni generali che costituiscono il punto di partenza per la formulazione dei modelli statistici presentati nelle sezioni successive.

L'affidabilità può essere definita come la probabilità che un componente, o sistema, svolga la funzione richiesta per un determinato intervallo di tempo, operando in specifiche condizioni ambientali e operative. In termini statistici, l'affidabilità si basa sullo studio del *Time to Failure (tff)*, ovvero il tempo che intercorre tra l'istante di inizio del funzionamento e l'istante in cui si verifica il guasto; tale variabile è aleatoria e spesso associata alla cosiddetta "vita utile" del componente.

Funzione di Affidabilità

Formalmente, la funzione di affidabilità, indicata come $R(t)$ (o funzione di sopravvivenza), misura la probabilità che il componente non subisca guasti prima del termine di un periodo di tempo T , definito come "tempo di missione". Essa è legata alla

funzione di ripartizione dei guasti $F(t)$ dalla seguente relazione:

$$R(t) = 1 - F(t) = 1 - \int_{-\infty}^T f(t) dt = 1 - \int_0^T f(t) dt \quad (3.1)$$

Mentre $F(t)$ rappresenta la probabilità cumulata di guasto, $R(t)$ ne rappresenta il complemento, ovvero la probabilità di corretto funzionamento nel tempo.

Tasso di Guasto

Un concetto fondamentale per modellare il comportamento dei guasti è il tasso di guasto o funzione hazard $\lambda(t)$. A differenza della densità di probabilità $f(t)$, che rappresenta una misura della velocità di guasto rispetto all’istante iniziale ($t_0 = 0$), il tasso di guasto $\lambda(t)$ è una misura condizionale: esso esprime la velocità istantanea di guasto in un istante t , assumendo che il componente sia ancora funzionante a quell’istante. La relazione fondamentale che lega l’affidabilità al tasso di guasto è espressa come:

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{R(t) - R(t + \Delta t)}{R(t) \Delta t} = - \frac{1}{R(t)} \frac{dR(t)}{dt} \quad (3.2)$$

Curva a Vasca da Bagno

L’andamento del tasso di guasto nel corso della vita di un componente segue spesso un profilo caratteristico noto come curva a vasca da bagno, mostrato in figura 3.1. Questo modello identifica tre periodi distinti nel ciclo di vita:

1. **Mortalità Infantile:** caratterizzata da un tasso di guasto decrescente nel tempo. I guasti in questa fase sono spesso dovuti a difetti di fabbricazione o installazione errata.
2. **Vita Utile:** in questa fase il tasso di guasto è approssimativamente costante. I guasti avvengono in modo casuale e accidentale e non dipendono dall’età del componente.
3. **Usura:** il tasso di guasto inizia a crescere progressivamente a causa del degrado fisico dei materiali e della fatica, portando il componente alla fine della sua vita tecnica.

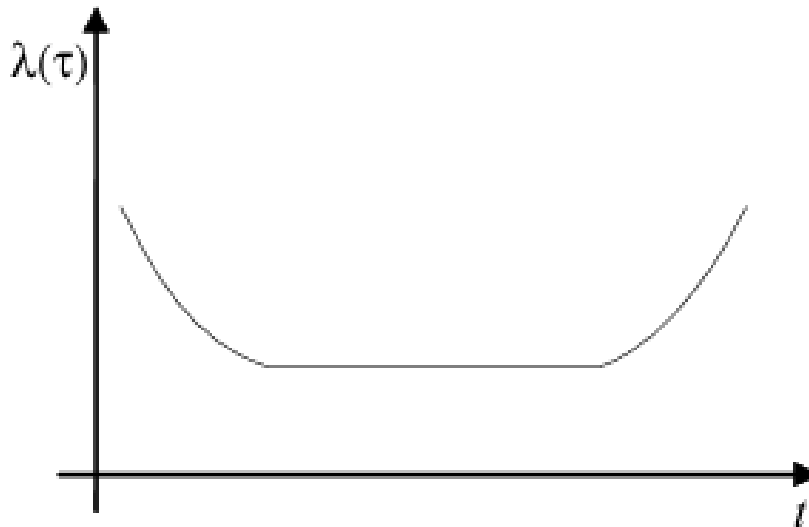


Figura 3.1: Curva vasca da bagno [3]

Mean Time to failure

Il *Mean Time to Failure* (MTTF) invece è il valore medio statistico della variabile aleatoria che descrive il tempo al guasto. Esso misura, in termini attesi, quanto a lungo un componente può operare prima che si verifichi un guasto, assumendo che non sia riparabile.

Dal punto di vista matematico, MTTF corrisponde al valore atteso della distribuzione dei tempi di guasto.

Può essere espresso in funzione della densità di probabilità dei guasti:

$$\text{MTTF} = \int_0^{\infty} t f(t) dt \quad (3.3)$$

Poiché la densità di probabilità è legata alla funzione di affidabilità tramite $f(t) = -\frac{d}{dt}R(t)$, MTTF può essere riscritto anche in forma equivalente come:

$$\text{MTTF} = - \int_0^{\infty} t \frac{dR(t)}{dt} dt \quad (3.4)$$

La seconda formulazione risulta spesso utile nei modelli di affidabilità, in quanto mette in relazione il tempo medio al guasto direttamente con la funzione di sopravvivenza del componente.

3.2 Metodi statistici per l'analisi del tempo al guasto

La scelta dell'approccio statistico che meglio descrive il comportamento dei guasti è un passaggio fondamentale per modellare in modo realistico il time to failure dei componenti.

Da un lato, le distribuzioni parametriche consentono di rappresentare, attraverso un numero limitato di parametri, differenti modalità di guasto e diverse forme del tasso di hazard; tra i modelli più utilizzati rientrano la distribuzione esponenziale, la normale, la lognormale e la Weibull, ciascuna caratterizzata da specifiche proprietà matematiche che la rendono adatta a descrivere diverse fasi del ciclo di vita o differenti meccanismi fisici di guasto.

Dall'altro lato, esistono metodi non parametrici che permettono di stimare la funzione di sopravvivenza direttamente dai dati senza assumere a priori una distribuzione del tempo al guasto: tra questi, il metodo di Kaplan–Meier costituisce lo standard per l'analisi di dati di vita, in particolare in presenza di osservazioni censurate. Nelle sezioni seguenti vengono presentate le principali distribuzioni parametriche impiegate nell'ingegneria dell'affidabilità e, in chiusura, il metodo di Kaplan–Meier come strumento complementare per la stima empirica della sopravvivenza e a supporto della successiva selezione del modello parametrico più appropriato.

Distribuzione esponenziale

La distribuzione esponenziale rappresenta uno dei modelli stocastici più rilevanti e ampiamente utilizzati nell'ingegneria dell'affidabilità per descrivere il comportamento dei guasti. La sua caratteristica distintiva risiede nel modellare fenomeni in cui i guasti si verificano in modo completamente casuale, una condizione tipica di molti componenti durante la loro fase di vita utile.

In termini statistici, la distribuzione esponenziale è l'unico modello a caratterizzarsi per un tasso di guasto costante nel tempo ($\lambda(t) = \lambda$). Questo implica che la probabilità istantanea di guasto non dipende dall'età del componente, proprietà nota in letteratura come "assenza di memoria".

Le funzioni analitiche che definiscono il modello per una variabile aleatoria continua

3.2. METODI STATISTICI PER L'ANALISI DEL TEMPO AL GUASTO

t sono riportate nella tabella 3.1 seguente:

Descrizione	Formula
Funzione di Densità di Probabilità (PDF)	$f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \quad (t > 0)$
Funzione di Affidabilità	$R(t) = e^{-\lambda t}$
Funzione di Guasto (Unreliability)	$F(t) = 1 - e^{-\lambda t}$
Mean Time To Failure (MTTF)	$MTTF = \frac{1}{\lambda}$

Tabella 3.1: Formule principali del modello esponenziale

Per una migliore comprensione visiva del comportamento della distribuzione esponenziale, la figura 3.2 riporta l'andamento della funzione di guasto per diversi valori del parametro λ . Si segnala che, pur essendo rappresentata in funzione della variabile x , la curva è da intendersi equivalente alla tradizionale formulazione nel tempo t . Come evidente, aumentando λ la probabilità cumulata di guasto cresce più rapidamente. Questo comportamento è direttamente correlato al fatto che il *Mean Time to Failure* della distribuzione esponenziale è pari a $1/\lambda$.

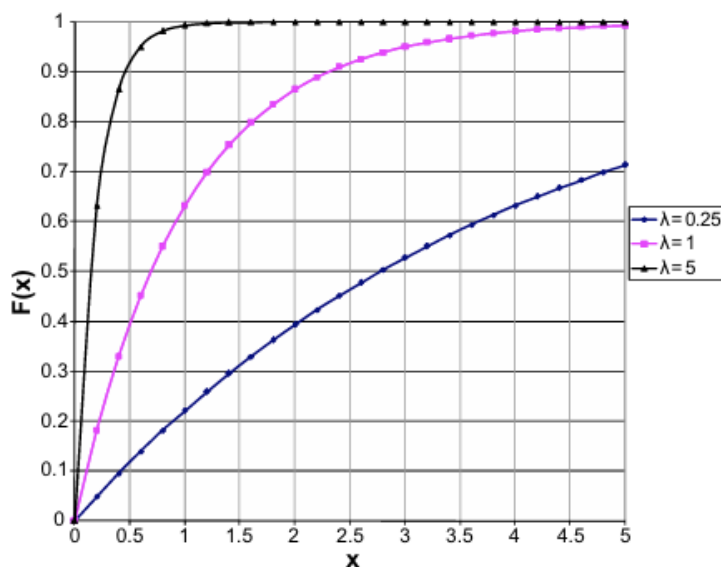


Figura 3.2: Funzione di guasto cumulata $F(x)$ della distribuzione esponenziale per diversi valori del tasso di guasto λ [3]

In letteratura, l'impiego della distribuzione esponenziale è considerato appropriato principalmente per modellare la fase di vita utile della curva a vasca da bagno,

dove il tasso di guasto è stabile e i guasti sono di natura accidentale. È il modello di riferimento standard per l'analisi di componenti elettronici ed elettrotecnici, che spesso non presentano fenomeni di degrado fisico evidenti fino alla fine della loro vita operativa.

Tuttavia, è fondamentale sottolineare che questo modello non è idoneo a descrivere le fasi di "mortalità infantile" o di "usura". In tali scenari, il tasso di guasto non è costante ma, rispettivamente, decrescente o crescente, richiedendo l'utilizzo di modelli più flessibili come la distribuzione di Weibull.

La Distribuzione Normale (o Gaussiana)

La distribuzione normale è una funzione di densità continua definita da due parametri fondamentali: la media (μ) e la deviazione standard (σ) della variabile aleatoria x .

Le sue espressioni analitiche principali sono riportate in tabella 3.2:

Descrizione	Formula
Funzione di Densità di Probabilità (PDF)	$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$
Funzione di Ripartizione (CDF)	$F(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf}\left(\frac{x-\mu}{\sigma\sqrt{2}}\right) \right]$
Valore Atteso (Momento di Primo Ordine)	$M(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx = \mu$

Tabella 3.2: Formule principali della distribuzione normale

In questo caso la probabilità cumulata viene espressa tramite la funzione di errore di Gauss (erf), ovvero una funzione non elementare che richiede espansioni in serie o tabelle per il calcolo numerico.

Per visualizzare l'influenza dei parametri μ e σ sulla forma della distribuzione, la figura 3.3 mostra alcune PDF normali con diverse combinazioni di valori.

Si può osservare che μ determina la posizione del picco della distribuzione, mentre σ controlla la dispersione, dove valori piccoli producono curve più strette e "alte" e valori grandi generano curve più piatte e larghe.

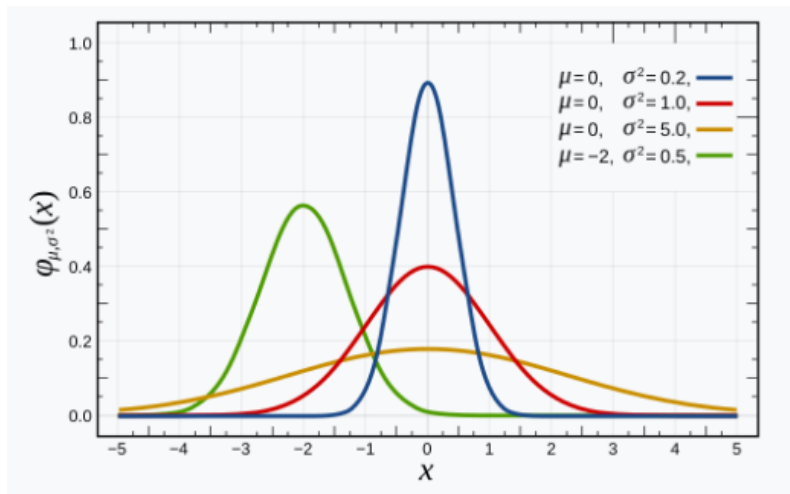


Figura 3.3: Funzione di densità (PDF) della distribuzione normale per diversi valori di μ e σ^2 [14]

La figura 3.4 riporta invece la corrispondente funzione di ripartizione (CDF), che rappresenta l'integrale della PDF. La curva presenta sempre un andamento sigmoide crescente, ma varia in pendenza e posizione in funzione dei parametri: lo spostamento orizzontale riflette il valore di μ , invece la pendenza nella zona centrale dipende da σ , dove una deviazione standard maggiore produce una transizione più graduale.

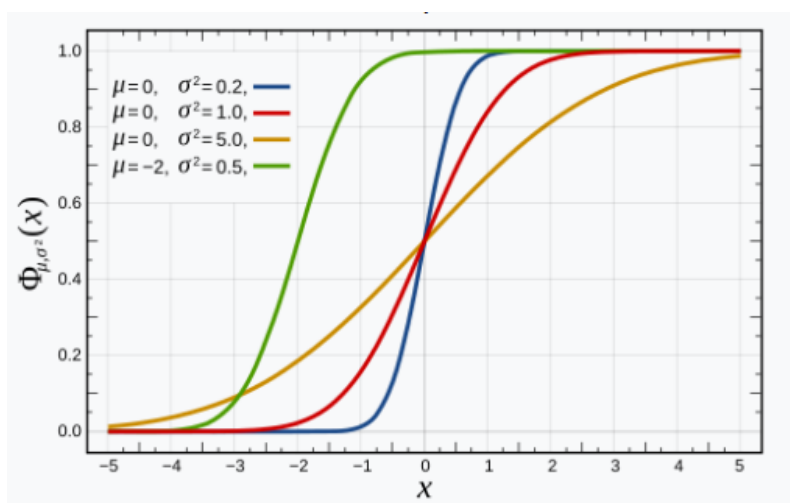


Figura 3.4: Funzione di ripartizione (CDF) della distribuzione normale per diversi valori di μ e σ^2 [14]

Nell'ingegneria dell'affidabilità, la distribuzione normale è caratterizzata da un tasso di guasto $\lambda(t)$ crescente nel tempo. Per questo motivo essa viene utilizzata per descrivere componenti il cui comportamento è dominato da processi di degrado progressivo, come l'usura meccanica, la perdita di resistenza strutturale o la variazione nel tempo delle proprietà dei materiali. In tali situazioni, il guasto non avviene in modo casuale, ma tende a manifestarsi con maggiore probabilità intorno a un tempo "tipico", distribuito simmetricamente rispetto alla media.

Dal punto di vista modellistico, la distribuzione normale risulta quindi appropriata quando il meccanismo di guasto è il risultato della somma di molte piccole cause indipendenti (principio del limite centrale), oppure quando il fenomeno fisico presenta una naturale dispersione attorno a un valore nominale, come nel caso della resistenza a trazione, della durezza o della tolleranza su dimensioni critiche. Tuttavia, poiché ammette valori negativi della variabile tempo, la sua applicazione è generalmente limitata ai casi in cui la variabilità attorno a μ è relativamente piccola (ossia $\sigma \ll \mu$), oppure quando si analizzano grandezze derivate o trasformate, più che il time to failure diretto.

In sintesi, la distribuzione normale trova impiego soprattutto per modellare guasti legati a fenomeni di invecchiamento e usura, in cui il tempo di vita non è puramente aleatorio ma assume una concentrazione attorno a un valore atteso, con variabilità determinata dal processo fisico sottostante.

La Distribuzione Lognormale

Una variabile aleatoria segue una distribuzione lognormale se il suo logaritmo è distribuito normalmente. Questo modello è particolarmente efficace per descrivere variabili che possono assumere solo valori positivi e che presentano una distribuzione asimmetrica.

Nella tabella 3.3 sono riportate le formule analitiche rispettive:

Descrizione	Formula
Funzione di Densità di Probabilità (PDF)	$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad x > 0$
Funzione di Ripartizione (CDF)	$F(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf}\left(\frac{\ln x - \mu}{\sigma\sqrt{2}}\right)$
Valore Atteso (Momento di Primo Ordine)	$M(x) = \exp\left(\mu + \frac{\sigma^2}{2}\right)$

Tabella 3.3: Formule principali della distribuzione lognormale

A differenza della distribuzione normale, che è simmetrica attorno alla media ed è adatta a fenomeni di usura con dispersione limitata, la lognormale descrive in modo naturale processi in cui il guasto è influenzato dalla moltiplicazione di molteplici fattori indipendenti, anziché dalla loro somma. Questo comportamento riflette il fatto che, in molti meccanismi fisici reali, il degrado procede in maniera proporzionale allo stato corrente del componente, generando tempi di vita sempre positivi e caratterizzati da una marcata asimmetria con coda lunga verso destra.

Per queste ragioni, la distribuzione lognormale è utilizzata per modellare tempi di guasto associati a fenomeni di fatica, corrosione, propagazione di cricche o processi chimici e termici, nei quali piccoli incrementi percentuali di degrado si accumulano progressivamente fino a portare al guasto. Oltre alla modellazione del *time to failure*, la lognormale trova un impiego particolarmente rilevante anche nel contesto della manutenibilità, dove viene usata per descrivere il *Time to Repair* (ttr). In questo caso, la distribuzione consente di valutare la manutenibilità $G(t)$, ovvero la probabilità che un intervento di riparazione venga completato entro un dato istante temporale, catturando in modo realistico la variabilità e la forte asimmetria dei tempi di intervento tipici dei processi di manutenzione.

Distribuzione di Weibull

La distribuzione di Weibull è un modello di guasto dipendente dal tempo ed è considerata una delle distribuzioni parametriche più versatili e utilizzate nell'ingegneria dell'affidabilità. La sua importanza risiede nella capacità di modellare diverse fasi

del ciclo di vita di un componente, adattandosi a tassi di guasto decrescenti, costanti o crescenti semplicemente variando i suoi parametri fondamentali.

La funzione di densità di probabilità di Weibull è definita per una variabile aleatoria $x > 0$, generalmente il tempo al guasto o il tempo di riparazione, come:

$$f(x) = \frac{b}{\eta} \left(\frac{x}{\eta}\right)^{b-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\eta}\right)^b\right] \quad (3.5)$$

Il modello è governato da due parametri principali:

- **Parametro di scala η** , il quale determina la "distensione" della distribuzione lungo l'asse delle ascisse. È legato alla vita caratteristica del componente.
- **Parametro di forma β** , che è il parametro più critico, poiché determina l'andamento della funzione hazard e la forma della PDF.

Il valore di β permette di interpretare fisicamente il comportamento dei guasti in relazione alle diverse fasi della "curva a vasca da bagno":

- $\beta < 1$ (**Mortalità Infantile**): Indica un tasso di guasto decrescente. È tipico di componenti con difetti di fabbricazione che si manifestano precocemente
- $\beta = 1$ (**Guasti Casuali**): La distribuzione di Weibull collassa in una distribuzione esponenziale con $\lambda = 1/\eta$. Il tasso di guasto è costante e i guasti avvengono in modo puramente accidentale.
- $1 < \beta < 4$ (**Usura Precoce**): Il tasso di guasto inizia a crescere. È la fase in cui iniziano a manifestarsi i primi segni di degrado.
- $\beta > 4$ (**Usura Avanzata e Senilità**): Il tasso di guasto cresce rapidamente. La PDF diventa quasi simmetrica, simile a una distribuzione Normale, modellando processi di invecchiamento rapido dovuti a fatica o corrosione.

La flessibilità della distribuzione di Weibull si riflette anche nelle sue funzioni de-

rivate, fondamentali per la previsione della vita utile del componente e per la caratterizzazione del processo di guasto. Di seguito sono riportate rispettivamente la funzione di ripartizione $F(x)$, la funzione di affidabilità $R(x)$ e il tasso di guasto $\lambda(x)$:

$$F(x) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{x}{\eta} \right)^\beta \right] \quad (3.6)$$

$$R(x) = \exp \left[- \left(\frac{x}{\eta} \right)^\beta \right] \quad (3.7)$$

$$\lambda(x) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{x}{\eta} \right)^{\beta-1} \quad (3.8)$$

Queste funzioni mostrano chiaramente come la distribuzione di Weibull permetta di modellare comportamenti di guasto profondamente diversi variando semplicemente il parametro di forma β , rendendola uno degli strumenti più versatili e diffusi in campo affidabilistico.

Per visualizzare in modo intuitivo come la funzione di guasto vari al modificarsi del parametro di forma, la figura 3.5 mostra l'andamento della funzione di ripartizione per diversi valori del parametro di forma. Si osservi che, nella figura riportata, il parametro k svolge il ruolo del parametro β tradizionalmente utilizzato nella formulazione standard della distribuzione di Weibull.

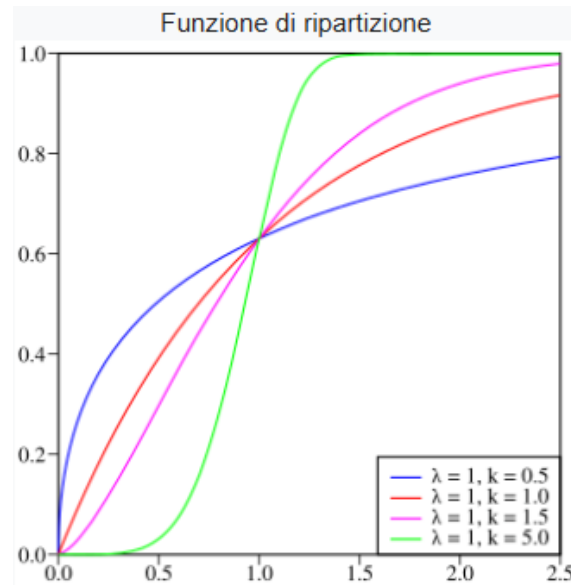


Figura 3.5: Funzione di ripartizione (CDF) della distribuzione di Weibull per diversi valori di k [15]

Dal grafico si osserva come il profilo della funzione di ripartizione vari sensibilmente al variare del parametro k . Per valori bassi, la crescita iniziale di $F(x)$ è molto graduale, indicando una probabilità di guasto che aumenta lentamente nel tempo. Al contrario, per valori elevati di k , la curva diventa più ripida e si innalza rapidamente, mostrando come i guasti tendano a concentrarsi in un intervallo di tempo più definito e caratterizzato da un incremento marcato della probabilità cumulata.

Un ultimo aspetto fondamentale della distribuzione è la determinazione del valore medio del tempo al guasto. A differenza della distribuzione esponenziale, per cui il valore corrisponde semplicemente al parametro di scala, nel modello di Weibull il valore atteso dipende sia dal parametro di scala η sia dal parametro di forma β ed è espresso tramite la funzione Gamma $\Gamma(\cdot)$:

$$\text{MTTF} = \eta \Gamma\left(1 + \frac{1}{\beta}\right) \quad (3.9)$$

La funzione Gamma $\Gamma(z)$ è un'estensione del fattoriale ai numeri reali positivi. È definita dall'integrale improprio

$$\Gamma(z) = \int_0^{\infty} t^{z-1} e^{-t} dt,$$

e soddisfa la relazione $\Gamma(n) = (n-1)!$ per ogni intero positivo n .

La presenza della funzione Gamma nella formula del MTTF evidenzia che il valore medio dipende in modo non lineare dal parametro di forma β . Ciò significa che, al variare di β , cambia non solo la forma della distribuzione, ma anche l'intervallo di vita atteso, permettendo al modello di adattarsi con precisione a scenari molto diversi tra loro.

Lo stimatore di Kaplan-Meier

Il metodo di Kaplan-Meier [16] è una tecnica non parametrica utilizzata per stimare la funzione di sopravvivenza a partire dai dati sulla durata di vita dei componenti. A differenza dei modelli parametrici precedentemente discussi, esso non richiede di assumere una specifica distribuzione statistica per il tempo al guasto, risultando quindi particolarmente utile nelle fasi preliminari dell'analisi o in presenza di dati censurati. L'obiettivo è ottenere una stima empirica della probabilità di sopravvivenza oltre un dato tempo, basata esclusivamente sull'osservazione dei guasti effettivamente registrati.

La stima di Kaplan–Meier è costruita come un prodotto cumulativo che riflette, a ogni istante di guasto, il rapporto tra il numero di componenti sopravvissuti e il numero di componenti ancora operativi immediatamente prima del guasto. Indicando con t_i i tempi di guasto osservati e ordinati in senso crescente, con r_i il numero di guasti avvenuti in t_i e con n_i il numero di unità “a rischio” subito prima di tale istante, la funzione di sopravvivenza stimata assume la forma:

$$\hat{S}(t) = \prod_{t_i \leq t} \left(\frac{n_i - r_i}{n_i} \right) \quad (3.10)$$

La stima ottenuta è una funzione a tratti costante, che decresce ogni volta che si verifica un guasto e rimane invariata negli intervalli in cui non si registrano eventi.

Un aspetto di particolare rilevanza del metodo è la gestione naturale delle osservazioni censurate: se un componente termina la prova senza guastarsi o se i dati sono incompleti, l'informazione viene comunque inclusa nella stima senza introdurre distorsioni. Ciò rende la Kaplan–Meier particolarmente adatta alle prove sperimentali in cui non tutti i componenti vengono testati fino al guasto.

Un tipico grafico Kaplan–Meier assume la forma illustrata in Figura 3.6, in cui la curva decresce a gradini in corrispondenza dei tempi di guasto registrati.

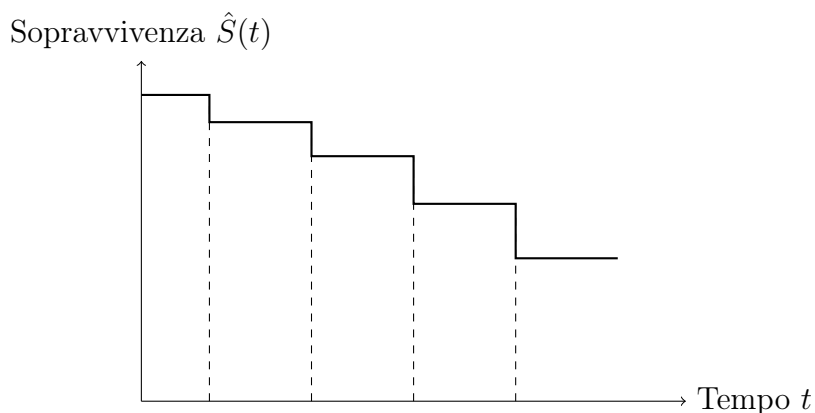


Figura 3.6: Esempio schematico di curva di sopravvivenza non parametrica ottenuta con il metodo Kaplan–Meier

3.3 Modelli di sistema

Avendo già discusso nel Capitolo due la struttura concettuale dei modelli affidabilistici a blocchi (RBD) e le principali configurazioni architetture di interesse, in questa sezione l'attenzione viene rivolta agli aspetti formali e operativi dei modelli di sistema. L'obiettivo è presentare in modo sistematico le formulazioni matematiche che governano il comportamento affidabilistico delle configurazioni in serie, in parallelo e delle architetture k -out-of- n , così da fornire una base quantitativa chiara e direttamente utilizzabile nelle successive fasi di modellazione e simulazione. Tali modelli, già introdotti a livello descrittivo nel capitolo precedente, vengono qui approfonditi attraverso la definizione delle funzioni di affidabilità e dei tassi di guasto equivalenti, insieme ai principali indicatori di sintesi impiegati nell'analisi dei sistemi.

Configurazione in serie

Si consideri un sistema composto da n componenti disposti in serie. Si assumono due stati binari, uno funzionante e uno guasto, e indipendenza statica dei guasti; il sistema è operativo solo se tutti i componenti sono operativi e fallisce al primo guasto.

Per indipendenza dei guasti, l'affidabilità in serie del sistema $R_S(t)$ è il prodotto delle affidabilità elementari $R_i(t)$:

$$R_S(t) = \prod_{i=1}^n R_i(t) \quad (3.11)$$

Per descrivere l'affidabilità di un sistema in forma compatta è utile introdurre due grandezze fondamentali della teoria del tempo-al-guasto: il tasso di guasto istantaneo, detto anche "hazard rate", e la relativa hazard cumulativa.

Il tasso di guasto istantaneo $\lambda_i(t)$ del componente i rappresenta la probabilità condizionata che il componente si guasti nell'intervallo $[t, t + dt]$ dato che è rimasto funzionale fino a t . Questa grandezza esprime quindi il ritmo a cui il rischio di guasto si manifesta nel tempo.

La corrispondente hazard cumulativa, indicata con

$$H_i(t) = \int_0^t \lambda_i(\tau) d\tau,$$

misura invece il rischio totale accumulato dal componente dal tempo iniziale fino a t . Poiché esiste la relazione standard

$$R_i(t) = e^{-H_i(t)},$$

l'affidabilità può essere espressa direttamente in termini di hazard.

Sfruttando questa proprietà, l'affidabilità complessiva del sistema in serie può essere riscritta anche nella seguente forma equivalente:

$$R_S(t) = e^{-\sum_{i=1}^n H_i(t)} \quad (3.12)$$

Derivando poi l'equazione (3.11) o (3.12), è possibile ricavare il tasso di guasto del sistema:

$$\lambda_S(t) = -\frac{d}{dt} \ln R_S(t) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(t) \quad (3.13)$$

Un'altra grandezza importante è la densità di guasto del sistema $f_s(t)$ che esprime la probabilità che fallisca il componente i in t mentre tutti gli altri risultano ancora funzionanti in t e si calcola nel seguente modo:

$$f_S(t) = \sum_{i=1}^n f_i(t) \prod_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n R_j(t) \quad (3.14)$$

La formulazione riportata per l'affidabilità dei sistemi in configurazione in serie può essere estesa in modo diretto anche alla disponibilità: è sufficiente sostituire alle probabilità di sopravvivenza dei componenti $R_i(t)$ le rispettive funzioni di disponibilità $A_i(t)$. Si ottiene così un modello strutturale analogo, valido per la valutazione della disponibilità complessiva del sistema.

$$A_S(t) = \prod_{i=1}^n A_i(t) \quad (3.15)$$

Configurazione in parallelo

Si consideri ora un sistema composto da n componenti disposti in parallelo. Anche in questo caso si assumono due stati binari e indipendenza statica dei guasti. A

differenza della configurazione in serie, il sistema è operativo finché almeno uno dei componenti rimane funzionante; il sistema fallisce solo quando tutti i componenti sono in stato di guasto.

Poiché i guasti sono indipendenti, la probabilità che il sistema fallisca entro l'istante t è la probabilità che falliscano tutti i componenti. Indicando con $F_i(t)$ la funzione di non-affidabilità del componente i , ne segue la seguente formula:

$$F_S(t) = \prod_{i=1}^n F_i(t) = \prod_{i=1}^n [1 - R_i(t)] \quad (3.16)$$

Di conseguenza, l'affidabilità del sistema in configurazione parallelo è:

$$R_S(t) = 1 - F_S(t) = 1 - \prod_{i=1}^n [1 - R_i(t)] \quad (3.17)$$

Questa espressione mostra esplicitamente l'effetto positivo della ridondanza: l'affidabilità del sistema aumenta all'aumentare del numero di componenti in parallelo e cresce rapidamente quando i componenti hanno alta affidabilità.

Nel caso parallelo, il tasso di guasto del sistema non è la somma dei tassi elementari, poiché il sistema continua a funzionare anche dopo il guasto di uno o più componenti. La densità di guasto nel sistema $f_s(t)$ è definita come somma dei contributi dei singoli componenti, ponderati dalla probabilità che gli altri componenti siano guasti:

$$f_s(t) = \sum_{i=1}^n (f_i(t) \prod_{j \neq i} [1 - R_j(t)]) \quad (3.18)$$

L'hazard del sistema si ottiene dal rapporto fra densità di guasto e affidabilità:

$$\lambda_S(t) = \frac{f_s(t)}{R_S(t)} \quad (3.19)$$

Sostituendo le espressioni precedenti si ottiene la forma esplicita:

$$\lambda_S(t) = \frac{\sum_{i=1}^n (f_i(t) \prod_{j \neq i} [1 - R_j(t)])}{1 - \prod_{k=1}^n [1 - R_k(t)]} \quad (3.20)$$

Questa espressione mette in evidenza come, in un sistema parallelo, il tasso di guasto sia dominato dai componenti più affidabili, cioè quelli che sopravvivono più a lungo.

Anche la formulazione per la disponibilità segue la struttura dell'affidabilità: un sistema parallelo è disponibile se almeno un componente è disponibile. Di conseguenza la disponibilità del sistema è:

$$A_S(t) = 1 - \prod_{i=1}^n [1 - A_i(t)] \quad (3.21)$$

Questa relazione è l'analogo diretto della (3.17) e mostra come la ridondanza aumenti significativamente la disponibilità operativa del sistema.

Configurazioni combinate

Nei sistemi reali può accadere che i componenti non siano organizzati secondo una struttura puramente in serie o puramente in parallelo, ma secondo configurazioni combinate. In tali casi è possibile individuare sottosistemi elementari, in serie o in parallelo, e procedere per successiva riduzione, utilizzando le formulazioni già discusse per le architetture elementari.

Una prima configurazione combinata, come quella riportata in figura 3.7 è quella *serie-parallelo*, in cui il sistema è composto da n blocchi in serie, ciascuno dei quali contiene m componenti in parallelo. In questo caso, l'affidabilità totale è data da:

$$R_{SP}(t) = \prod_{j=1}^n \left(1 - \prod_{i=1}^m [1 - r_{ij}(t)] \right) \quad (3.22)$$

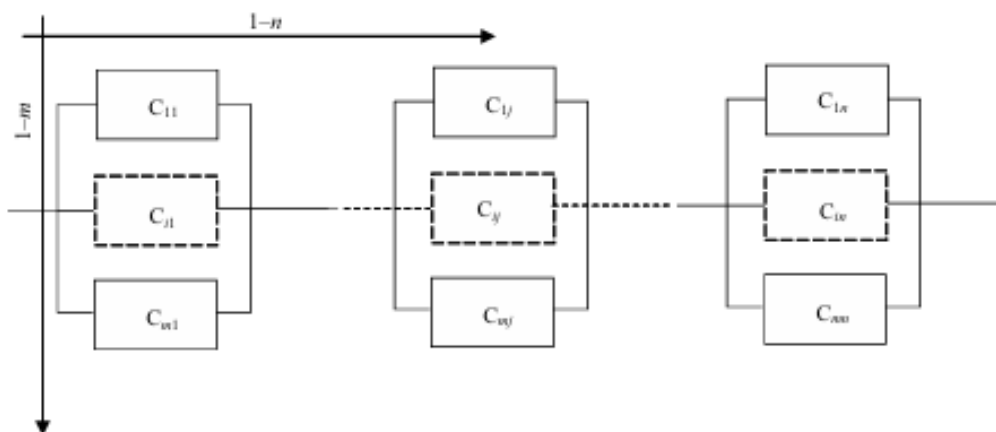


Figura 3.7: Configurazione serie-parallelo [3]

La configurazione duale, visibile in figura 3.8 è invece detta *parallelo-serie*, in cui il sistema è costituito da m rami in parallelo, ciascuno formato da n componenti in serie. Indicando con $r_{ij}(t)$ l'affidabilità del componente j appartenente al ramo i , l'affidabilità complessiva del sistema è:

$$R_{PS}(t) = 1 - \prod_{i=1}^m \left(1 - \prod_{j=1}^n r_{ij}(t) \right) \quad (3.23)$$

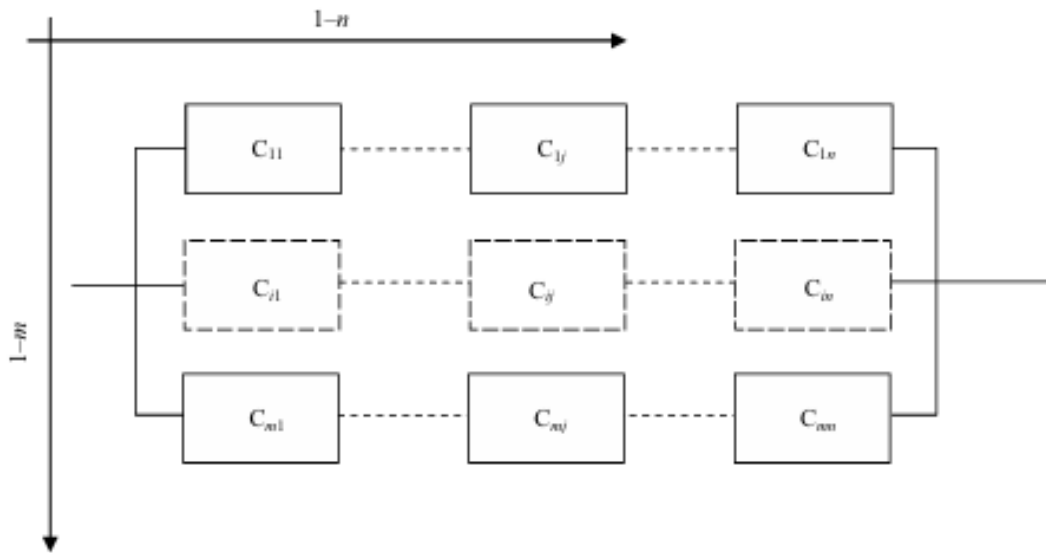


Figura 3.8: Configurazione parallelo-serie [3]

Architetture k-out-of-n

Una configurazione k -out-of- n rappresenta una generalizzazione della struttura in parallelo: il sistema è operativo se almeno k componenti su n risultano funzionanti, con $1 \leq k \leq n$. Quando $k = 1$ la configurazione coincide con un parallelo completo, mentre per $k = n$ si riduce a una struttura in serie.

Ipotizzando componenti identici e indipendenti, ciascuno con affidabilità $r(t)$, la probabilità che esattamente i componenti risultino funzionanti è data dalla distribuzione binomiale. Il numero di combinazioni possibili in cui i componenti su n sono operativi è:

$$\binom{n}{i} = \frac{n!}{i!(n-i)!}$$

L'affidabilità complessiva del sistema k -out-of- n , indicata con $R_{k/n}(t)$, è quindi la somma delle probabilità di tutte le configurazioni in cui almeno k componenti sono funzionanti:

$$R_{k/n}(t) = \sum_{i=k}^n \binom{n}{i} [r(t)]^i [1 - r(t)]^{n-i} \quad (3.24)$$

Questa formulazione consente di trattare in modo compatto tutte le forme di ridondanza parziale, costituendo il modello di riferimento per sistemi in cui il livello minimo di funzionalità richiede più di un solo componente attivo.

3.4 Metodi di simulazione

Nei contesti in cui i modelli analitici risultano complessi, poco flessibili o non direttamente applicabili, i metodi di simulazione rappresentano uno strumento essenziale per lo studio del comportamento affidabilistico di componenti e sistemi. A differenza degli approcci puramente matematici, la simulazione consente di riprodurre numericamente, tramite modelli probabilistici e procedure iterative, i fenomeni stocastici che governano l'evoluzione nel tempo di un sistema tecnico.

L'obiettivo principale di tali metodi è permettere l'analisi di configurazioni anche molto articolate, caratterizzate da dipendenze tra componenti, regole di manutenzione, logiche di funzionamento non lineari o dinamiche temporali difficilmente rappresentabili tramite espressioni chiuse.

Dal punto di vista dell'affidabilità, la simulazione permette di generare tempi di vita dei componenti coerenti con le distribuzioni statistiche assunte, riproducendo così il comportamento reale delle variabili aleatorie in gioco. Attraverso la ricostruzione dell'evoluzione temporale del sistema, essa consente di modellare esplicitamente guasti, riparazioni, fasi operative e politiche di manutenzione, includendo anche

eventuali dipendenze tra sottosistemi. In questo modo è possibile stimare sia grandezze tradizionali, come affidabilità, disponibilità, MTBF e MTTR, sia indicatori più articolati, quali la distribuzione del tempo al guasto del sistema o la probabilità di completamento di una missione. L'elevata flessibilità dell'approccio simulativo offre infine la possibilità di analizzare scenari alternativi e valutare l'effetto di modifiche progettuali o gestionali sul comportamento complessivo del sistema.

La simulazione è particolarmente utile quando:

- la struttura del sistema non è serie-parallelo pura;
- sono presenti fenomeni dipendenti, come guasti comuni o effetti di carico;
- i tempi di guasto e riparazione non seguono un'unica distribuzione semplice;
- il modello deve incorporare logiche di controllo, code, ritardi o eventi discreti nel tempo.

Metodo Monte Carlo

Il metodo Monte Carlo [17] rappresenta uno degli strumenti più diffusi e consolidati di componenti e sistemi quando i modelli analitici risultano complessi o non direttamente risolvibili. La sua logica si basa sulla generazione ripetuta di realizzazioni casuali delle variabili che governano il processo di guasto, secondo le distribuzioni statistiche assegnate, al fine di ricostruire numericamente il comportamento stocastico del sistema. In questo modo è possibile trasformare un problema potenzialmente inaccessibile a livello analitico in una sequenza di simulazioni numeriche, ciascuna delle quali rappresenta una possibile evoluzione temporale del sistema.

Nel contesto affidabilistico, il metodo Monte Carlo permette di descrivere in modo naturale l'incertezza associata ai parametri dei modelli fisici di degrado, alle condizioni operative e alle proprietà dei materiali. Ogni parametro incerto viene trattato come una variabile aleatoria caratterizzata da una distribuzione assegnata; attraverso campionamenti successivi, il metodo genera combinazioni realistiche di valori che riflettono la variabilità delle condizioni reali. Per ciascun insieme di parametri estratti si calcola il tempo-al-guasto del componente o del sistema, secondo il model-

lo fisico o probabilistico considerato. Ripetendo il procedimento un numero elevato di volte, tipicamente da alcune centinaia fino a diverse migliaia, si ottiene una distribuzione empirica dei tempi-al-guasto dalla quale è possibile ricavare le principali grandezze di affidabilità.

La forza del metodo risiede in particolare nella sua capacità di integrare modelli basati sulla fisica del guasto, modelli empirici e dati sperimentali. Ciò lo rende particolarmente adatto all'analisi di sistemi complessi, per i quali le interazioni tra fenomeni fisici, condizioni ambientali e caratteristiche strutturali rendono difficile l'utilizzo di approcci deterministici. Il metodo Monte Carlo consente infine di valutare scenari alternativi, esplorare condizioni operative estreme, stimare indicatori di prestazione difficilmente ricavabili analiticamente e quantificare in modo diretto la sensibilità del sistema rispetto all'incertezza dei parametri.

Capitolo 4

Modello proposto

In questo capitolo viene presentata la struttura del modello di simulazione sviluppato per rappresentare il comportamento di un sistema complesso soggetto a guasti, variazioni operative e interazioni tra più sottosistemi. Il modello è stato costruito interamente in un ambiente di simulazione a tempo continuo, che permette di descrivere in maniera dettagliata l'evoluzione temporale delle variabili di stato e dei processi dinamici coinvolti.

L'approccio adottato si basa su una scomposizione modulare del sistema in sottosistemi funzionali distinti, ciascuno dei quali può essere attivato o disattivato a seconda dello scenario di analisi. Questa struttura consente di valutare il contributo dei singoli sottosistemi al funzionamento complessivo e di analizzare configurazioni con differenti livelli di complessità.

Nel corso del capitolo vengono descritti l'ambiente software utilizzato, la logica generale del modello, i meccanismi adottati per la generazione dei guasti e la rappresentazione del comportamento stocastico dei componenti. Viene inoltre introdotta l'architettura dell'interfaccia realizzata per facilitare l'impostazione dei parametri, la configurazione dei sottosistemi e la gestione delle simulazioni.

4.1 Obiettivi e requisiti

L'obiettivo principale del lavoro è sviluppare un modello che permetta di effettuare un'analisi **predittiva** dell'affidabilità del sistema. In questo contesto, per analisi predittiva si intende la capacità di stimare in anticipo la probabilità di guasto nel tempo, l'evoluzione degli indicatori di affidabilità e il comportamento atteso del sistema sotto diverse condizioni operative. Un approccio di questo tipo consente di quantificare il rischio e di identificare quali sottosistemi risultano più critici, fornendo uno strumento utile sia in fase di progettazione sia nella valutazione del funzionamento complessivo.

L'analisi predittiva si distingue dall'analisi **preventiva**, che riguarda invece le azioni adottate per ridurre o evitare il verificarsi dei guasti, come interventi di manutenzione programmata, scelte progettuali ridondanti o modifiche strutturali. Nel presente lavoro l'attenzione non è rivolta alla definizione di strategie di prevenzione, bensì alla stima e alla previsione del comportamento nel tempo, così da consentire valutazioni quantitative e confronti tra scenari alternativi.

A partire da questo obiettivo generale, il modello è stato progettato per soddisfare una serie di requisiti funzionali fondamentali:

- **Rappresentare il sistema in forma modulare**, suddividendolo in sottosistemi distinti ma integrabili, in modo da poter analizzare sia il contributo delle singole unità sia il comportamento complessivo.
- **Riprodurre in modo realistico la variabilità dei guasti**, integrando una componente stocastica che consenta di descrivere la dispersione dei tempi di guasto e di generare scenari diversi tramite tecniche probabilistiche.
- **Motivare e rendere trasparenti le scelte di modellazione**, con particolare riferimento all'utilizzo di un ambiente di simulazione a tempo continuo per descrivere l'evoluzione temporale delle grandezze di interesse.
- **Definire un flusso di lavoro chiaro e replicabile**, basato su strumenti software integrati per la gestione dei parametri, l'esecuzione degli esperimenti

e l'analisi dei risultati.

- **Fornire strumenti operativi di configurazione**, come un'interfaccia che agevoli l'impostazione dei parametri, l'attivazione dei sottosistemi e la selezione degli scenari da analizzare.

Questi elementi definiscono il quadro di riferimento entro cui il modello è stato sviluppato e rappresentano le linee guida che hanno orientato le scelte metodologiche e progettuali.

4.2 Software e strumenti utilizzati

Lo sviluppo del modello di simulazione ha richiesto l'utilizzo di diversi strumenti software, scelti in funzione delle specifiche esigenze di modellazione, analisi e gestione della componente stocastica. In questa sezione vengono descritti i principali ambienti di lavoro utilizzati e il ruolo che essi ricoprono all'interno del processo di implementazione.

Matlab e Simulink

MATLAB è un ambiente di calcolo numerico e un linguaggio ad alto livello orientato alla matematica applicata, all'analisi numerica e alla prototipazione ingegneristica. È ampiamente impiegato in ambito accademico e industriale per attività quali modellazione di sistemi fisici, ingegneria del controllo, analisi e visualizzazione di dati, identificazione di modelli, ottimizzazione e sviluppo rapido di soluzioni. L'ecosistema comprende librerie consolidate per algebra lineare, statistica e gestione dei dati, oltre a funzionalità integrate per automatizzare flussi di lavoro e generare grafici e report.

Simulink, integrato nativamente in MATLAB, rappresenta l'estensione dedicata alla modellazione e simulazione a blocchi di sistemi dinamici, con particolare efficacia per i sistemi a tempo continuo e ibridi. Consente di rappresentare le dinamiche tramite equazioni differenziali e funzioni di trasferimento, di strutturare l'architettura del modello in sottosistemi gerarchici e di gestire in modo integrato la parametrizzazione e l'esecuzione delle simulazioni. L'approccio visuale a blocchi favorisce la scom-

posizione funzionale del sistema e rende immediata la verifica del comportamento temporale delle variabili di interesse.

La scelta di MATLAB e Simulink per il presente lavoro è stata guidata da esigenze metodologiche e operative coerenti con le caratteristiche del problema da analizzare. In primo luogo, la natura del sistema richiede una descrizione accurata delle dinamiche a tempo continuo, con variabili che evolvono secondo relazioni differenziali: una piattaforma specificamente orientata al dominio continuo consente di evitare approssimazioni tipiche degli approcci basati esclusivamente su eventi discreti. Inoltre, la modularità e la possibilità di organizzare gerarchicamente i sottosistemi facilitano la realizzazione di un modello flessibile, riusabile e facilmente configurabile.

Un ulteriore elemento determinante è la possibilità di definire una parametrizzazione centralizzata tramite script MATLAB, caratteristica che permette la generazione sistematica di scenari, la riproducibilità degli esperimenti e la tracciabilità delle configurazioni. L'ecosistema integrato di strumenti per analisi, visualizzazione e gestione dei risultati rende inoltre più efficiente il processo iterativo tra progettazione, simulazione e verifica, migliorando la produttività complessiva.

Nel complesso, MATLAB e Simulink offrono un insieme di funzionalità specializzate che si adattano in modo naturale alle esigenze di modellazione dinamica di sistemi complessi, risultando preferibili rispetto a soluzioni basate esclusivamente su simulatori a eventi discreti o su linguaggi general-purpose.

Nel contesto del presente progetto, i due ambienti sono stati utilizzati in forma complementare. MATLAB ha supportato la gestione dei parametri, l'elaborazione preliminare delle informazioni e lo sviluppo di funzioni di servizio necessarie al funzionamento del modello. Simulink ha rappresentato la piattaforma principale per la costruzione dell'architettura del sistema, per l'organizzazione in sottosistemi e per la rappresentazione delle relazioni dinamiche tra le variabili, sfruttando strumenti integrati per la visualizzazione e il controllo del comportamento nel tempo. L'interazione tra gli script MATLAB e i componenti Simulink ha reso possibile una configurabilità elevata, consentendo di analizzare scenari differenti in maniera coerente e strutturata.

Python

Python è un linguaggio di programmazione ad alto livello, orientato alla chiarezza sintattica e alla semplicità d'uso. Grazie alla sua grande diffusione in ambito scientifico e ingegneristico, Python dispone di un vasto ecosistema di librerie dedicate all'analisi dei dati, alla statistica, all'ottimizzazione numerica e alla visualizzazione. Strumenti come NumPy, SciPy, Pandas e Matplotlib rendono Python particolarmente adatto allo sviluppo di procedure di calcolo personalizzate, all'elaborazione di dataset complessi e alla realizzazione di analisi matematiche non direttamente implementabili negli ambienti di simulazione a tempo continuo. La flessibilità del linguaggio, unita alla possibilità di integrare facilmente script e funzioni in flussi di lavoro più ampi, lo rende uno strumento efficace per affiancare piattaforme come MATLAB e Simulink, offrendo capacità aggiuntive sul piano statistico e numerico.

Nel presente lavoro Python è stato scelto come strumento di supporto per tutte le attività legate all'analisi preliminare dei dati e alla caratterizzazione della componente statistica del modello di affidabilità. In particolare, è stato impiegato per:

- elaborare i dati disponibili in ingresso, organizzandoli in una forma adatta all'analisi;
- effettuare calcoli statistici e stimare indicatori necessari alla descrizione del comportamento dei guasti;
- generare informazioni e output da utilizzare successivamente all'interno del modello di simulazione;
- produrre rappresentazioni grafiche utili alla valutazione delle caratteristiche statistiche del sistema.

L'utilizzo di Python ha quindi permesso di affiancare l'ambiente di simulazione con uno strumento più flessibile per l'elaborazione dei dati, facilitando la gestione della componente stocastica e supportando la costruzione del modello predittivo.

4.3 Architettura modulare del sistema

In questa sezione viene presentata l'architettura modulare adottata per la costruzione del modello di simulazione. Il sistema è stato organizzato secondo una struttura gerarchica che, partendo dalla rappresentazione complessiva del processo, ne consente la scomposizione in sottosistemi e, successivamente, in unità funzionali elementari. Questo approccio permette di descrivere il comportamento del sistema in modo chiaro e ordinato, favorendo sia la comprensione delle singole parti sia la loro integrazione all'interno del modello complessivo.

La scelta di una struttura modulare risponde all'esigenza di rappresentare un sistema complesso in maniera flessibile, scalabile e facilmente configurabile. Ogni elemento viene definito in modo indipendente ma rimane interconnesso agli altri, consentendo di analizzare scenari diversi, attivare o disattivare componenti specifici e valutare l'influenza delle diverse unità sul comportamento globale. Nei paragrafi successivi si illustrano i criteri utilizzati per la scomposizione del sistema e la rappresentazione generale dell'architettura, seguiti dalla descrizione del suo corrispettivo implementativo nel modello simulativo.

4.3.1 Criteri di scomposizione

La definizione dell'architettura del modello richiede innanzitutto l'individuazione di un criterio di scomposizione che consenta di rappresentare il sistema in modo chiaro e coerente con gli obiettivi dell'analisi. In questo lavoro si è scelto di partire da una rappresentazione del sistema come catena funzionale organizzata in **serie**, una soluzione che permette di descrivere in modo semplice l'interdipendenza tra le parti e di evidenziare come il comportamento complessivo sia influenzato dal corretto funzionamento di ciascuna unità. Questo tipo di struttura offre inoltre una base lineare e facilmente interpretabile per introdurre le relazioni dinamiche tra le diverse componenti, senza introdurre complessità non necessarie nelle fasi iniziali della modellazione.

A partire da questa struttura di alto livello, il sistema è stato ulteriormente suddiviso in sottosistemi che rappresentano insiemi coerenti di funzioni o processi. Ogni sottosistema è stato pensato come un modulo autonomo, dotato di un comportamento specifico ma integrato all'interno del flusso complessivo. Tale organizzazione

consente di isolare e descrivere con maggiore precisione le parti fondamentali del modello, oltre a facilitare eventuali modifiche o estensioni della struttura.

All'interno di ciascun sottosistema sono state poi individuate unità funzionali elementari, ovvero componenti più semplici e direttamente legate a singole funzioni operative. Questa gerarchia permette di ottenere una rappresentazione chiara e scalabile, offrendo un livello di dettaglio sufficiente alla simulazione pur mantenendo una struttura ordinata e facilmente manutenibile.

La rappresentazione a più livelli descritta costituisce il primo passo necessario per la costruzione del modello. Prima di procedere all'implementazione, infatti, è fondamentale analizzare il sistema nella sua globalità e suddividerlo in insiemi logici più semplici da gestire. Questo processo, noto come *scomposizione gerarchica*, permette di partire da una visione complessiva del sistema e di identificare progressivamente le parti che lo compongono.

Nel seguente progetto tale scomposizione è stata condotta seguendo un approccio top-down: si parte dal sistema considerato nella sua interezza, lo si suddivide in sottoinsiemi funzionali e, infine, si individuano le singole unità elementari che costituiscono ciascun sottoinsieme. Questa metodologia rende il modello più chiaro, più flessibile e più semplice da mantenere, permettendo di isolare i diversi comportamenti senza perdere di vista la loro integrazione nel quadro generale.

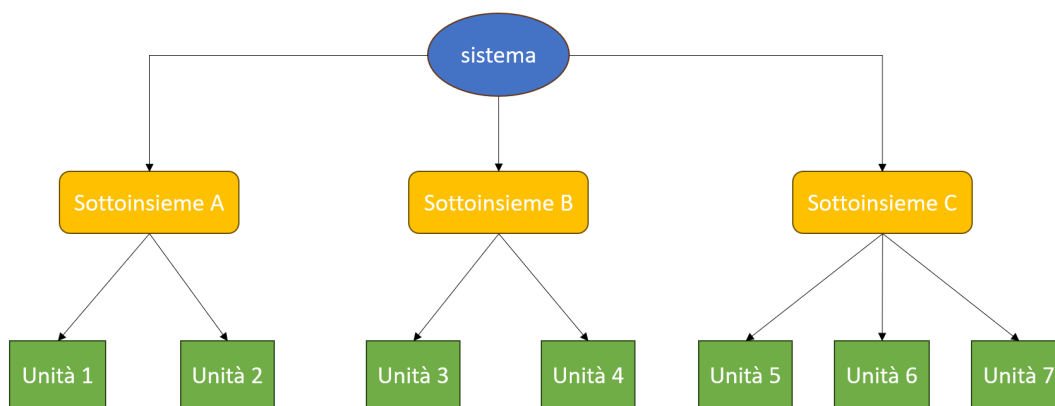


Figura 4.1: Rappresentazione astratta della scomposizione gerarchica adottata

4.3. ARCHITETTURA MODULARE DEL SISTEMA

La figura 4.1 illustra in modo concettuale questo processo. Il sistema è collocato al livello più alto e viene suddiviso in tre sottoinsiemi generici, qui indicati come A, B e C. Ogni sottoinsieme raccoglie al proprio interno un insieme di unità funzionali elementari, ognuna delle quali rappresenta un blocco di funzionalità omogenee.

Questa figura non fa riferimento a componenti reali, ma ha lo scopo di mostrare al lettore la logica con cui il sistema è stato organizzato. Tale struttura modulare verrà poi ripresa e applicata al caso reale nel capitolo successivo, dove ciascun sottoinsieme e ciascuna unità funzionale saranno associati agli elementi specifici del sistema fisico analizzato.

4.3.2 Implementazione del modello in ambiente Simulink

Una volta definita la struttura modulare del sistema e i relativi criteri di scomposizione, il passo successivo consiste nella traduzione di questa architettura in un modello eseguibile. A tale scopo è stato utilizzato l'ambiente di simulazione a tempo continuo fornito da Simulink, che consente di rappresentare ciascun sottosistema attraverso blocchi indipendenti ma interconnessi, mantenendo la stessa organizzazione gerarchica illustrata nella figura precedente.

La figura 4.2 mostra la rappresentazione complessiva del modello in Simulink, consentendo di visualizzare come i sottosistemi si inseriscono nella struttura principale.

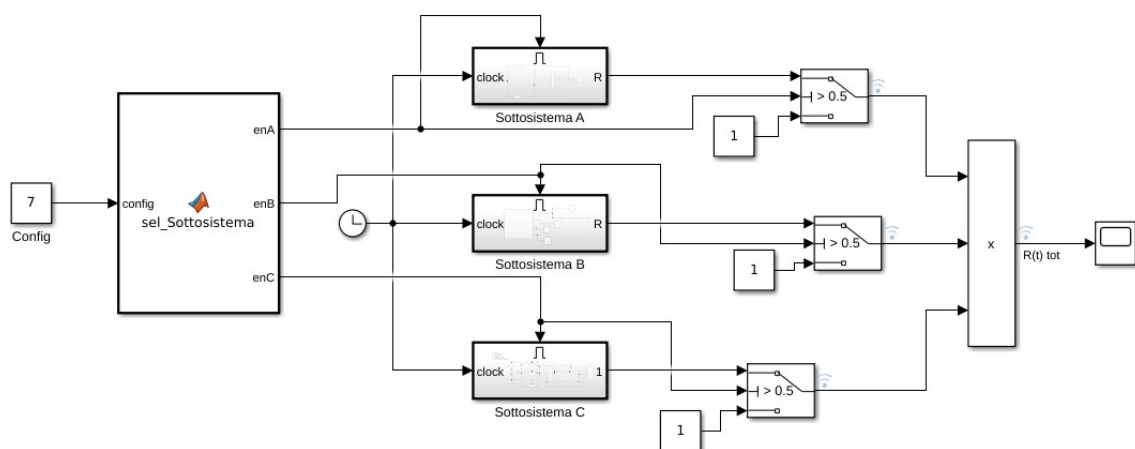


Figura 4.2: Rappresentazione del livello superiore del modello implementato in Simulink

L'immagine mostra il livello superiore del modello implementato in Simulink, nel quale la struttura modulare definita in precedenza è stata tradotta in forma eseguibile. Il sistema è suddiviso in tre sottosistemi principali, indicati in maniera generica come *Sottosistema A*, *Sottosistema B* e *Sottosistema C*. Ciascun blocco rappresenta un insieme coerente di unità funzionali e costituisce un modulo indipendente del modello complessivo.

In ingresso ai sottosistemi è presente un segnale di clock che scandisce l'evoluzione temporale della simulazione. Tale segnale permette di valutare l'andamento dell'affidabilità nel tempo, sia a livello dei singoli sottosistemi sia a livello dell'intero sistema. Ogni sottosistema elabora il proprio contributo e restituisce in uscita un valore di affidabilità istantanea, ottenuto combinando le risposte delle unità funzionali interne.

Le uscite dei tre sottosistemi vengono poi raccolte e combinate attraverso un blocco di aggregazione. Poiché la struttura modellata è organizzata in serie, l'affidabilità complessiva del sistema viene ottenuta come prodotto delle affidabilità dei singoli sottosistemi: ciascun modulo contribuisce quindi in modo moltiplicativo alla risposta finale. Il risultato aggregato viene successivamente inviato a uno *scope*, che consente di visualizzare la curva di affidabilità nel tempo e di analizzarne l'evoluzione all'interno dell'intervallo simulato.

Un elemento fondamentale del modello è la funzione dedicata alla selezione dei sottosistemi attivi, riportata in Figura 4.3. Tale funzione riceve in ingresso una variabile generica di configurazione e restituisce tre segnali logici (**enA**, **enB**, **enC**) utilizzati per abilitare o disabilitare i rispettivi sottosistemi. Nel modello sono state definite sette configurazioni differenti, ciascuna delle quali attiva una diversa combinazione di sottosistemi, permettendo di analizzare molteplici scenari senza modificare la struttura interna del modello. Questo approccio rende la simulazione flessibile e adattabile, consentendo di gestire facilmente configurazioni parziali o complete a seconda delle esigenze dell'analisi.

```
function [enA, enB, enC] = sel_Sottosistema(config)

switch config
    case 1
        enA = 1; enB = 0; enC = 0;
    case 2
        enA = 0; enB = 1; enC = 0;
    case 3
        enA = 0; enB = 0; enC = 1;
    case 4
        enA = 1; enB = 1; enC = 0;
    case 5
        enA = 1; enB = 0; enC = 1;
    case 6
        enA = 0; enB = 1; enC = 1;
    case 7
        enA = 1; enB = 1; enC = 1;
    otherwise
        enA = 0; enB = 0; enC = 0;
end
end
```

Figura 4.3: Matlab function `sel_Sottosistema`

I segnali di abilitazione vengono applicati a ciascun sottosistema tramite blocchi di commutazione: quando il relativo segnale assume valore 1, il sottosistema viene attivato e contribuisce alla dinamica complessiva; quando invece il valore è 0, l'uscita del sottosistema viene esclusa dal calcolo finale. Questo meccanismo permette di esplorare facilmente configurazioni parziali o complete del modello, mantenendo invariata l'architettura generale e garantendo al contempo una gestione modulare degli elementi che lo compongono.

Per comprendere in che modo ciascun sottosistema contribuisca al comportamento complessivo del modello, è utile osservare la struttura interna di uno di essi. La figura 4.4 mostra l'organizzazione del *Sottosistema A*, qui riportata in forma completamente generica. Al suo interno sono presenti diverse unità funzionali elementari, indicate come “Unità 1”, “Unità 2”, “Unità 3”, “Unità 4”, “Unità 5”, ciascuna modellata tramite un blocco autonomo.

Ogni unità riceve in ingresso il segnale di clock, che definisce lo scorrere del tempo di simulazione e permette di aggiornare dinamicamente il valore di affidabilità associato a ciascun componente. Le uscite delle unità funzionali rappresentano quindi i contributi elementari all'affidabilità del sottosistema, calcolati in base alla logica interna di ciascun blocco.

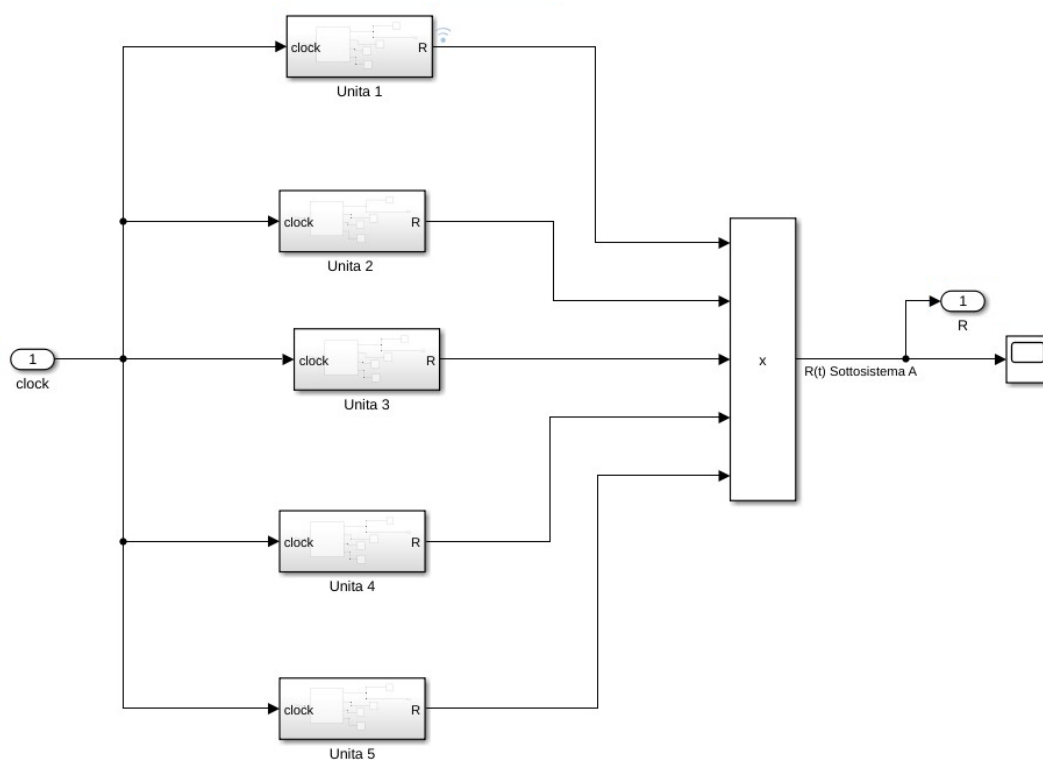


Figura 4.4: Rappresentazione interna del Sottosistema A, composto da più unità funzionali

I segnali di uscita delle singole unità convergono anche in questo caso poi in un blocco di aggregazione, dove la funzione di sopravvivenza del sottosistema è ottenuta come prodotto delle affidabilità delle unità funzionali, riflettendo la dipendenza sequenziale tra i vari elementi interni. Il valore risultante, indicato come $R(t)$ per il Sottosistema A, viene quindi restituito al livello superiore del modello, dove contribuirà alla determinazione dell'affidabilità complessiva del sistema.

Tale organizzazione interna permette di rappresentare in modo chiaro e modulare il comportamento del sottosistema, mantenendo una struttura facilmente estendibile e coerente con la scomposizione gerarchica adottata. L'approccio utilizzato consente inoltre di sostituire, modificare o estendere le singole unità funzionali senza alterare la logica generale del modello.

All'interno di ogni unità funzionale è presente un blocco dedicato alla generazione del tempo al guasto del componente modellato. Tale blocco implementa una legge probabilistica *generica*, definibile sulla base dei dati disponibili o delle esigenze

dell'analisi. Il modello è stato strutturato per essere indipendente dalla specifica distribuzione: ogni unità può adottare qualsiasi funzione di affidabilità o di tempo al guasto, purché rappresentabile in forma analitica o numerica.

Questa scelta garantisce flessibilità ed estendibilità, consentendo di integrare differenti distribuzioni statistiche senza modificare l'architettura complessiva. Nel capitolo successivo, nell'ambito del caso di studio, verrà adottata una scelta coerente e omogenea per tutti i componenti, a dimostrazione di come il modello possa essere specializzato mantenendo inalterata la struttura generale.

Ogni unità funzionale utilizza una distribuzione di tempo al guasto caratterizzata da un insieme di parametri, il cui numero e significato dipendono dalla famiglia di distribuzione adottata. Tali parametri vengono caricati dall'esterno e possono essere modificati senza intervenire sulla struttura del modello, rendendo possibile analizzare scenari differenti in modo semplice e modulare. La scelta della specifica distribuzione statistica e dei relativi parametri verrà approfondita nel capitolo successivo nel contesto del caso di studio.

A supporto del modello è stata inoltre realizzata un'interfaccia in ambiente MATLAB, pensata per semplificare l'impostazione dei parametri e la gestione degli scenari simulativi, nonché per rendere l'output più facilmente accessibile e interpretabile da parte dell'utente.

4.3.3 Analisi di affidabilità condizionata nel modello

L'implementazione descritta nel paragrafo precedente permette di valutare l'affidabilità del sistema a partire dall'istante iniziale della simulazione, assumendo che tutti i componenti siano nuovi e privi di storia pregressa. Questo approccio fornisce una prima valutazione globale del comportamento dei sottosistemi e dell'intero modello, ma risulta limitato quando si desidera aggiornare le stime di affidabilità a partire da uno stato intermedio di funzionamento.

In un contesto operativo reale, infatti, risulta spesso necessario stimare l'affidabilità residua di un componente o di un sottosistema, condizionandola al fatto che esso sia sopravvissuto fino a un certo istante t . Tale esigenza emerge, ad esempio, quando

alcuni sottosistemi hanno già operato per un intervallo significativo prima dell'avvio della simulazione, oppure quando si vuole valutare l'effetto di guasti pregressi sulla parte rimanente del sistema.

Questo aggiornamento è reso possibile introducendo la nozione di *affidabilità condizionata*, che permette di calcolare la probabilità che un componente rimanga funzionante per un ulteriore intervallo Δt , dato che è operativo fino al tempo t . Dal punto di vista teorico, tale concetto è strettamente legato alla definizione di tasso di guasto $\lambda(t)$, il quale rappresenta una misura condizionata della velocità istantanea di guasto [3]. Formalmente, il tasso di guasto è definito come la probabilità che l'evento di guasto si verifichi nell'intervallo $[t, t + \Delta t]$, assumendo che il componente sia ancora funzionante all'istante t :

$$\lambda(t)\Delta t = P(t \leq ttf \leq t + \Delta t \mid ttf > t) \quad (4.1)$$

Sulla base di questa impostazione probabilistica, la sopravvivenza nel medesimo intervallo, ovvero l'affidabilità condizionata, può essere espressa come il rapporto tra le affidabilità incondizionate valutate a partire dall'istante iniziale:

$$R(t + \Delta t \mid T > t) = \frac{R(t + \Delta t)}{R(t)} \quad (4.2)$$

dove $R(t)$ indica l'affidabilità incondizionata valutata a partire dall'istante iniziale. Questa relazione consente di aggiornare dinamicamente la stima di sopravvivenza del componente sulla base dello stato osservato al tempo t .

Dal punto di vista implementativo su Simulink, l'introduzione dell'affidabilità condizionata non richiede modifiche alla struttura del modello, ma agisce esclusivamente sulla funzione di guasto di ciascuna unità funzionale. In pratica, il modello valuta l'istante corrente di simulazione t e, per ogni componente, applica la formula coerente con lo stato osservato a un certo t . In particolare:

- se il componente è sopravvissuto fino a t_0 senza guasti, l'affidabilità residua viene calcolata tramite

$$R(t \mid t_0) = \frac{R(t)}{R(t_0)} \quad (4.3)$$

- se il componente si è rotto ed è stato sostituito a t_0 , la sua affidabilità riparte da zero al momento della sostituzione e, all'istante corrente t_1 , viene valutata

come funzione “riavviata” nel seguente modo:

$$R(t \mid t_1 \cup \text{failure } t_0) = \frac{R(t - t_0)}{R(t_1 - t_0)} \quad (4.4)$$

- se il componente si guasta e viene sostituito nuovamente a t_1 , all’istante corrente t_2 , la sua funzione di sopravvivenza diventa:

$$R(t \mid t_2 \cup \text{failure } t_1) = \frac{R(t - t_1)}{R(t_2 - t_1)} \quad (4.5)$$

Infine, l’affidabilità dell’intero sistema viene determinata considerando l’interdipendenza logica tra le varie unità funzionali. Sotto l’ipotesi di una **configurazione in serie** di componenti statisticamente indipendenti, la funzione di sopravvivenza globale del sistema si ottiene come prodotto delle affidabilità condizionate delle singole unità [3]. Considerando un sistema composto da n elementi, in cui ciascun elemento i è caratterizzato dall’istante dell’ultimo guasto $t_{1,i}$, l’affidabilità totale al tempo t condizionata all’istante di osservazione t_2 è espressa dalla seguente relazione:

$$R_s(t \mid t_2 \cup \text{ultima rottura } t_{1,1} \cup \text{ultima rottura } t_{1,2} \cup \dots) = \prod_{i=1}^n \frac{R(t - t_{1,i})}{R(t_2 - t_{1,i})} \quad (4.6)$$

Tale formulazione permette al modello di simulazione di riflettere dinamicamente lo stato di salute di ogni sottosistema, garantendo che il calcolo della probabilità di sopravvivenza totale tenga conto dei processi di invecchiamento e dei ripristini avvenuti durante il ciclo di vita operativo.

4.3.4 Interfaccia grafica

L’interfaccia grafica sviluppata ha l’obiettivo di fornire uno strumento intuitivo e immediato per l’analisi dell’affidabilità della macchina e dei suoi sottosistemi, integrando in un unico ambiente la gestione della simulazione, la visualizzazione dei risultati e l’accesso alle analisi dettagliate dei singoli componenti. La schermata principale, mostrata in figura 4.5, rappresenta il punto di ingresso dell’utente e mostra al centro il grafico dell’affidabilità complessiva della macchina, aggiornato automaticamente in seguito all’esecuzione della simulazione. Nella parte superiore sono presenti due elementi fondamentali per la configurazione: un menù a tendina che consente di selezionare il sottosistema di interesse (oppure l’intera macchina), e un campo nel quale è possibile impostare il tempo totale di simulazione. Questi controlli permettono all’utente di personalizzare in modo flessibile lo scenario da analizzare.

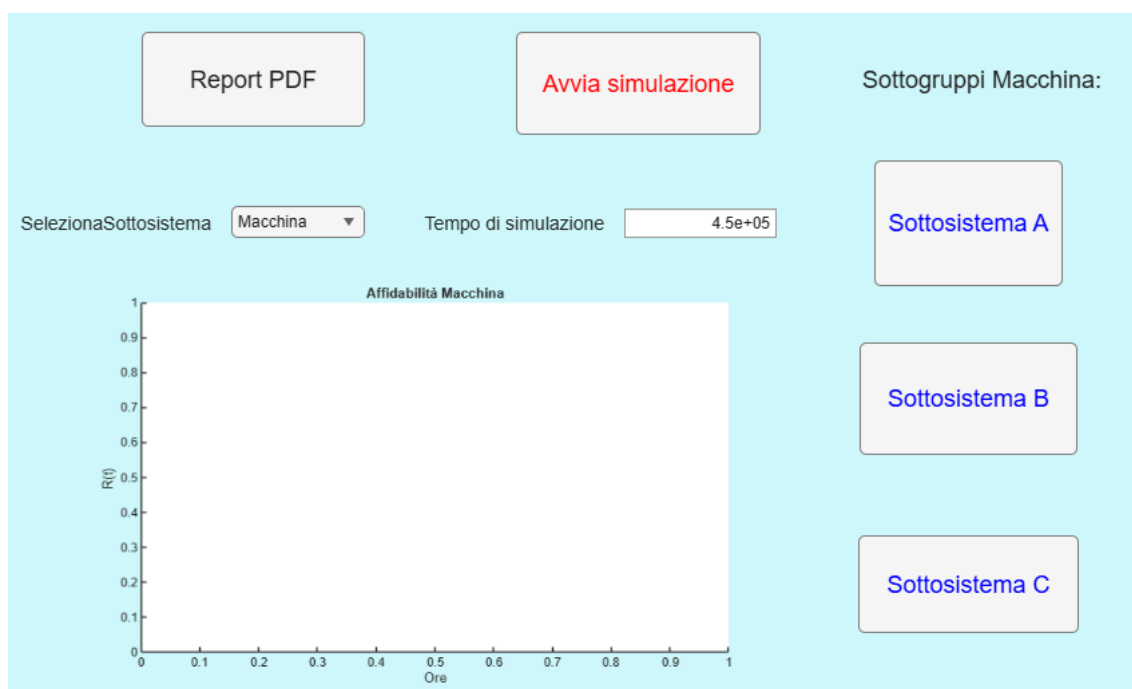


Figura 4.5: Interfaccia grafica principale del modello

Sulla destra dell'interfaccia, tre pulsanti permettono di accedere rapidamente ai sottogruppi della macchina (*Sottosistema A*, *Sottosistema B*, *Sottosistema C*). In particolare, la pressione sul pulsante *Sottosistema A* apre la seconda schermata in figura 4.6 dedicata all'analisi dettagliata dei componenti che lo costituiscono. Sempre sulla destra è presente il pulsante *Avvia simulazione*, che consente di eseguire la simulazione con i parametri impostati aggiornando dinamicamente il grafico centrale. Sulla sinistra, invece, il pulsante *Report PDF* permette di generare automaticamente un documento riepilogativo contenente una tabella con tutti i componenti analizzati, i relativi parametri di affidabilità stimati dalla simulazione e tutti i grafici prodotti, partendo dall'affidabilità generale della macchina fino ai grafici dei singoli componenti. Questo report consente di documentare in modo completo ogni simulazione e facilita il confronto tra configurazioni e scenari diversi.

La seconda schermata in figura 4.6 è dedicata all'analisi dei singoli componenti appartenenti a un determinato sottosistema. In questa vista, l'utente può visualizzare simultaneamente i grafici di affidabilità dei vari elementi. Ogni componente è rappresentato da un proprio grafico, con la curva di sopravvivenza $R(t)$ in funzione delle ore di funzionamento, consentendo così di identificare rapidamente quali elementi

4.3. ARCHITETTURA MODULARE DEL SISTEMA

risultano più critici o presentano un degrado più rapido. La struttura ordinata della pagina e la disposizione simmetrica dei grafici permettono un confronto immediato tra i componenti, semplificando l'interpretazione dei risultati e favorendo un'analisi più dettagliata dei comportamenti interni del sistema.

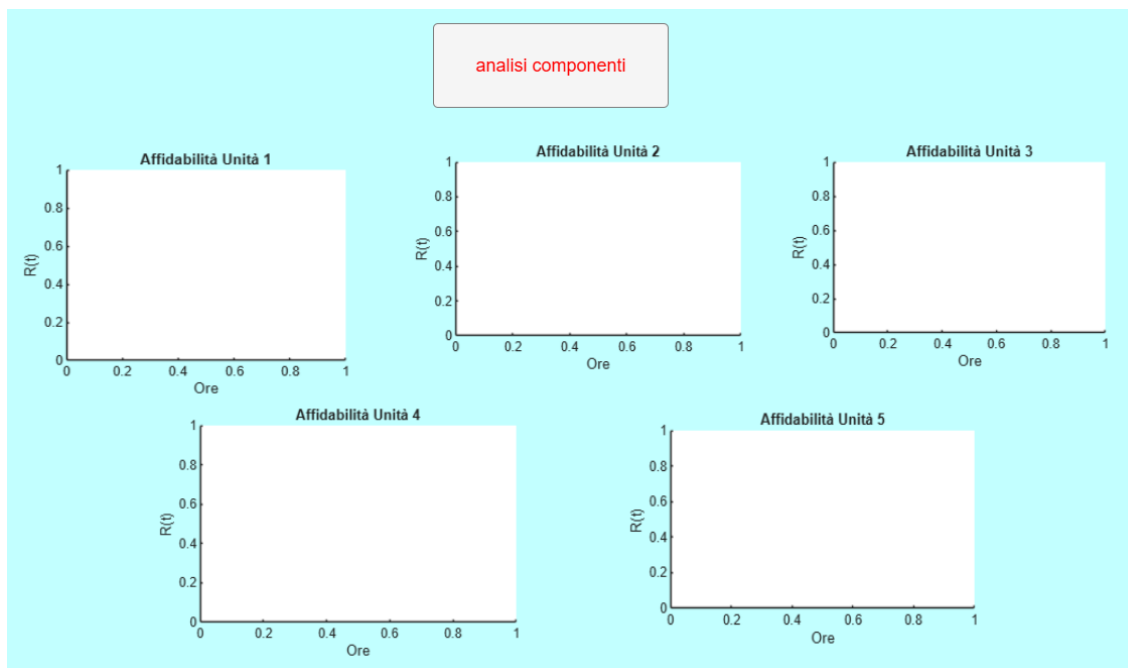


Figura 4.6: Schermata di analisi dei componenti del Sottosistema A

Nel complesso, l'interfaccia è stata progettata per essere uno strumento pratico e funzionale, capace di guidare l'utente dall'analisi globale dell'affidabilità della macchina fino a un'ispezione fine dei singoli componenti, mantenendo un'organizzazione chiara e facilitando la consultazione dei risultati ottenuti dal modello di simulazione.

Capitolo 5

Analisi sperimentale

In questo capitolo viene presentata l'analisi sperimentale condotta per valutare l'affidabilità del sistema oggetto di studio. L'obiettivo è descrivere in modo strutturato come è stato realizzato il modello, quali dati sono stati utilizzati e quali risultati sono stati ottenuti dall'applicazione del metodo proposto.

La prima parte del capitolo introduce il setup dell'esperimento: vengono presentati il contesto aziendale, la macchina studiata e la metodologia adottata per implementare il modello di affidabilità sui suoi sottosistemi. Successivamente, viene illustrato il processo di elaborazione dei dati utilizzati per la stima dei parametri dei modelli di guasto, evidenziando criteri, assunzioni e procedure di validazione. Infine, vengono discussi i risultati ottenuti dalle simulazioni e dalle analisi effettuate, attraverso grafici, confronti e considerazioni critiche.

L'intero capitolo fornisce quindi una visione completa della metodologia sperimentale adottata, permettendo di comprendere sia il processo che ha portato alla costruzione del modello, sia le evidenze ricavate applicandolo al caso reale.

5.1 L'azienda: System Logistics S.p.A.



Figura 5.1: Logo di System Logistics S.p.a.

System Logistics S.p.A. è leader a livello globale di soluzioni innovative di intra-logistica e material handling per l'ottimizzazione di soluzioni della supply chain all'interno di magazzini, centri di distribuzione e stabilimenti produttivi in tutto il mondo. Con un'attenzione particolare al settore del Food & Beverage e Grande distribuzione, sviluppa soluzioni su misura per lo stoccaggio e il picking automatizzati, che comprendono trasloelevatori, sistemi di movimentazione, software e servizi. La maggior parte delle tecnologie utilizzate è completamente ingegnerizzata, progettata, prodotta e installata internamente da System Logistics, vantando così di una padronanza completa dei sistemi forniti [18]. L'obiettivo dell'azienda è quello di generare ambienti di produzione, stoccaggio e recupero che possano trasportare e immagazzinare svariati prodotti, su pallet, cassoni, culle o altri tipi di contenitori, con soluzioni su misura in grado di gestire al meglio la complessità di qualsiasi business, migliorando la qualità del lavoro e l'efficienza. La sede principale di System Logistics è a Fiorano Modenese con il nuovo stabilimento produttivo "LogHouse", attivo da Dicembre 2020, illustrato in figura 5.2.



Figura 5.2: Nuovo stabilimento "LogHouse" di Fiorano Modenese (MO)

Storia

Nel 1976, a Fiorano Modenese, viene fondata da Franco Stefani la società System CMA, azienda dedicata alla produzione di sistemi automatizzati per la movimentazione dei materiali.

System Logistics nasce come società del Gruppo System nel 1987 e nello stesso tempo introduce sul mercato il primo magazzino verticale automatizzato Modula [18]. Nel 2008, a seguito di un'impressionante crescita aziendale, System Logistics viene quotata sul mercato e diventa così System Logistics S.p.A, una società indipendente all'interno del Gruppo System. Un importante traguardo strategico per rafforzare la propria presenza nei mercati oltreoceano viene raggiunto nel 2016 con l'acquisizione dell'azienda statunitense Vertique. Contemporaneamente, System Logistics entra a far parte del gruppo tedesco Krones, leader mondiale per l'automazione e del confezionamento nel settore food & beverage.

Ad oggi System Logistics vanta di un'importante presenza sul mercato di soluzioni automatizzate per l'intralogistica e il segno della forte crescita degli ultimi anni è rappresentato dalla realizzazione del nuovo stabilimento "LogHouse" a Fiorano Modenese. Il nuovo headquarters, ad oggi, è sede dello sviluppo e della realizzazione dell'ampia gamma delle tecnologie prodotte ed è dotato di soluzioni innovative che System Logistics offre ai propri clienti.

Gli impianti di System Logistics sono distribuiti in tutto il mondo, come si può vedere in figura 5.3.



Figura 5.3: Collaborazioni di System Logistics nel mondo. In rosso sono evidenziate le sedi delle filiali estere dell'azienda ed il quartier generale (forma piena)

5.2 Setup dell'esperimento

Il setup dell'esperimento definisce come è stato strutturato il caso di studio e costituisce la base operativa dell'intera analisi di affidabilità. In questa sezione vengono presentati la navetta oggetto dell'analisi, la sua scomposizione in sottosistemi e i criteri utilizzati per rappresentarne il comportamento all'interno del modello. L'obiettivo è fornire una descrizione chiara e funzionale del sistema reale, così da rendere trasparente il processo con cui è stata costruita la modellazione dei guasti.

5.2.1 Impianto Logimate

Prima di descrivere nel dettaglio la navetta oggetto dell'analisi, è utile introdurre a livello generale l'impianto Logimate in cui essa opera. La figura 5.4 fornisce una visione complessiva del sistema e dei principali flussi di movimentazione dei colli all'interno del magazzino.

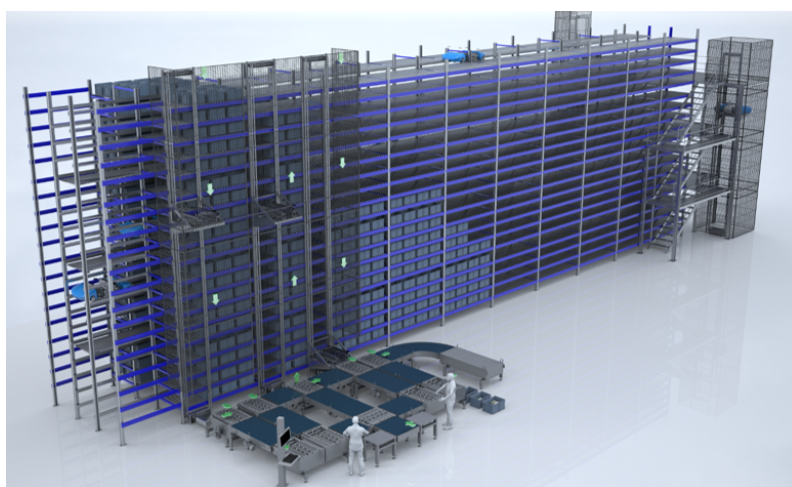


Figura 5.4: Impianto Logimate

Per comprendere meglio l'organizzazione funzionale dell'impianto, la figura successiva riporta lo schema generale dei flussi e delle principali sezioni operative. Questo schema permette di visualizzare in modo semplificato la struttura del sistema e il ruolo svolto dalle diverse componenti, tra cui le navette impiegate nelle operazioni interne al magazzino.

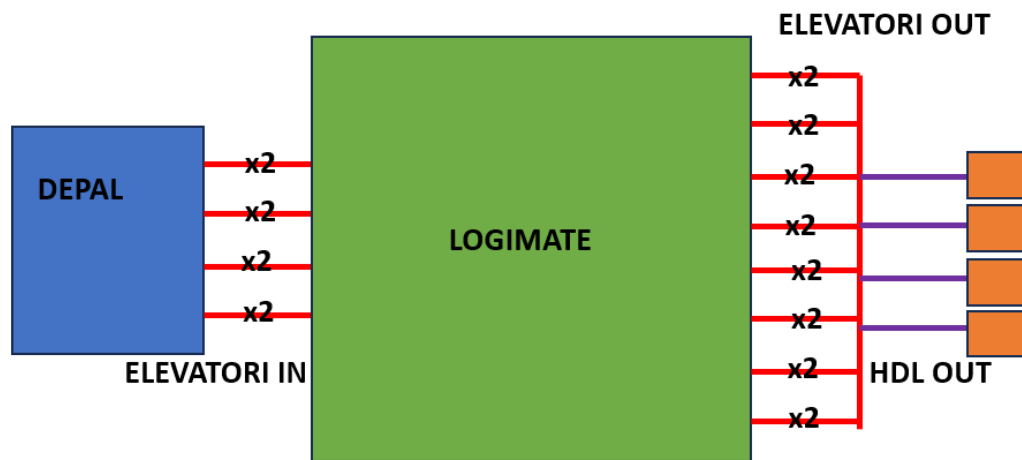


Figura 5.5: Schema generale dell'impianto

In figura 5.5 è possibile osservare lo schema semplificato di un impianto intralogistico basato sulla tecnologia Logimate, progettato per garantire un flusso continuo di movimentazione dei colli tra le aree di ingresso e uscita del magazzino. L'impianto è suddiviso in tre macro-sezioni funzionali:

- Area di ingresso, situata sul lato sinistro, comprende il depallettizzatore (DEPAL), responsabile della separazione dei colli dai pallet. Da questa sezione partono quattro linee di alimentazione, ciascuna dotata di due elevatori, per un totale di otto elevatori di ingresso. Essi collegano il depallettizzatore al magazzino, trasferendo colli ai livelli operativi delle navette. La presenza di otto elevatori consente di gestire elevati volumi in parallelo.
- Magazzino automatizzato, rappresentato dal blocco centrale verde etichettato LOGIMATE, costituisce il cuore del sistema. Al suo interno operano circa cento navette shuttle, che gestiscono lo stoccaggio e il prelievo dei colli su livelli multipli, garantendo elevata densità e flessibilità. In particolare le varie navette sono suddivise in quattro blocchi, ciascuno da venticinque navette, le quali a loro volta sono suddivise in cinque sezioni per un totale di cinque navette a sezione. In questo modo quando una navetta si blocca per un guasto o un qualsiasi altro motivo, l'operatore ferma solamente la sezione corrispondente

allo shuttle guasto, per evitare di fermare tutto il funzionamento delle altre navette.

- Area di uscita, posizionata sul lato destro, è composta da sedici elevatori di uscita, organizzati in otto linee (due elevatori per linea), che trasferiscono i colli verso le pack station. Queste ultime, indicate dai quattro blocchi arancioni, rappresentano il punto finale del processo, dove i colli vengono preparati per la spedizione. La presenza di quattro stazioni consente di gestire simultaneamente più ordini, riducendo i tempi di preparazione.

Grazie alla sua architettura modulare, la navetta consente di operare su più livelli, ottimizzando la densità di stoccaggio e riducendo i tempi di prelievo e deposito. Inoltre, la capacità di movimentare colli di diverse dimensioni e caratteristiche la rende una soluzione versatile, in grado di adattarsi alle esigenze di layout e alle variazioni di domanda.

5.2.2 Descrizione della macchina Logimate

La navetta Logimate è progettata per assolvere due funzioni cardine nel ciclo operativo del magazzino automatizzato: la traslazione lungo l'asse X e la movimentazione del carico tramite il gruppo forche lungo l'asse Z. Queste funzionalità operano in modo coordinato per garantire continuità di servizio, riduzione dei tempi di attraversamento e corretta gestione dei colli nelle diverse fasi di prelievo, trasporto e deposito.

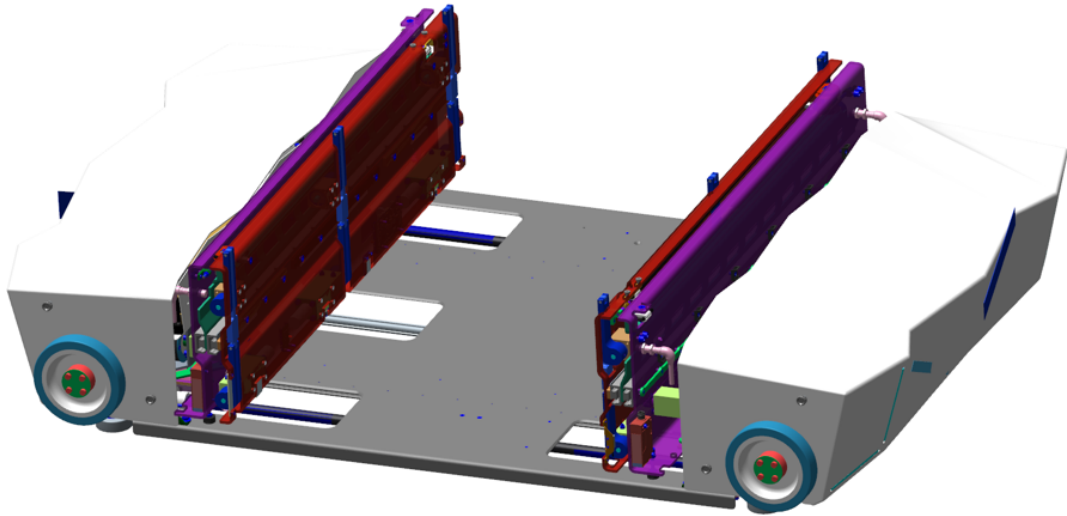


Figura 5.6: Visualizzazione della navetta Logimate

La traslazione costituisce il movimento orizzontale della navetta all'interno della corsia del magazzino. Essa consente di raggiungere con rapidità e precisione le postazioni operative, ovvero elevatori di ingresso/uscita, e di eseguire il trasferimento dei colli tra aree funzionali distinte. Dal punto di vista operativo, la traslazione deve assicurare ripetibilità di posizionamento, stabilità dinamica e adeguata capacità di accelerazione/decelerazione, così da minimizzare i tempi ciclo.

Il gruppo forche rappresenta l'insieme delle sottofunzioni dedicate alla gestione fisica del collo: estrazione delle forche dalla posizione di riposo per l'ingaggio del carico, utilizzo dei flap per la stabilizzazione e l'allineamento durante la presa e il trasporto, e compattazione per il corretto posizionamento del collo in baia o sulla superficie di appoggio. L'integrazione di queste sottoperazioni consente di operare su un'ampia gamma di tipologie di colli, mantenendo al contempo requisiti di sicurezza, accuratezza e ripetibilità del posizionamento.

In sintesi, la combinazione tra mobilità in corsia e capacità di manipolazione del carico definisce l'identità operativa della navetta Logimate. Nel seguito del capitolo, tali funzioni verranno analizzate separatamente, mettendo in evidenza le logiche di funzionamento e, in seguito, i componenti che ne abilitano le prestazioni.

Traslazione lungo l'asse X

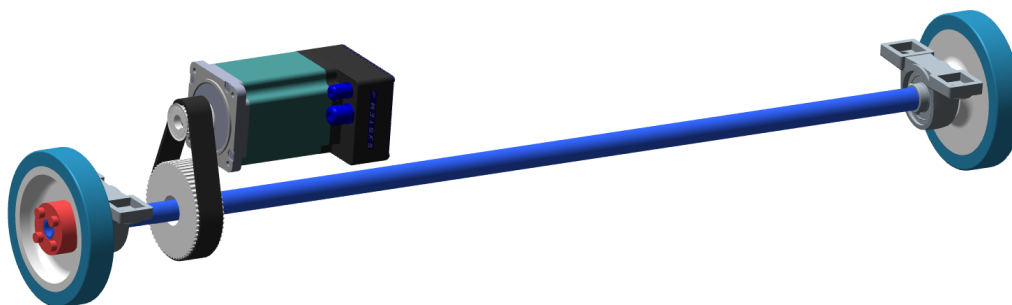


Figura 5.7: Componenti principali coinvolti nella traslazione

Il seguente movimento è ottenuto attraverso un sistema meccanico che combina trasmissione di potenza e supporto strutturale, garantendo precisione, stabilità e capacità di carico. Il motore genera la coppia necessaria e la trasmette alla puleggia motore. Da qui, il moto viene trasferito alla puleggia dell'asse tramite la cinghia dentata. L'albero di trasmissione, collegato alle due ruote, distribuisce il movimento in modo uniforme, consentendo alla navetta di traslare lungo la corsia. I supporti ASAHI garantiscono la stabilità dell'albero e riducono l'attrito, mentre le ruote assicurano il contatto con la guida e la precisione del posizionamento.

Lo stesso meccanismo è replicato sul lato opposto della navetta, per un totale di quattro ruote motrici. Questa configurazione simmetrica permette di bilanciare le forze, migliorare la stabilità e garantire una trazione uniforme su entrambe le guide. Sul secondo lato è inoltre presente un freno di sicurezza, progettato per bloccare il movimento in caso di arresto di emergenza o perdita di alimentazione, contribuendo alla sicurezza operativa del sistema.

Movimentazione forche

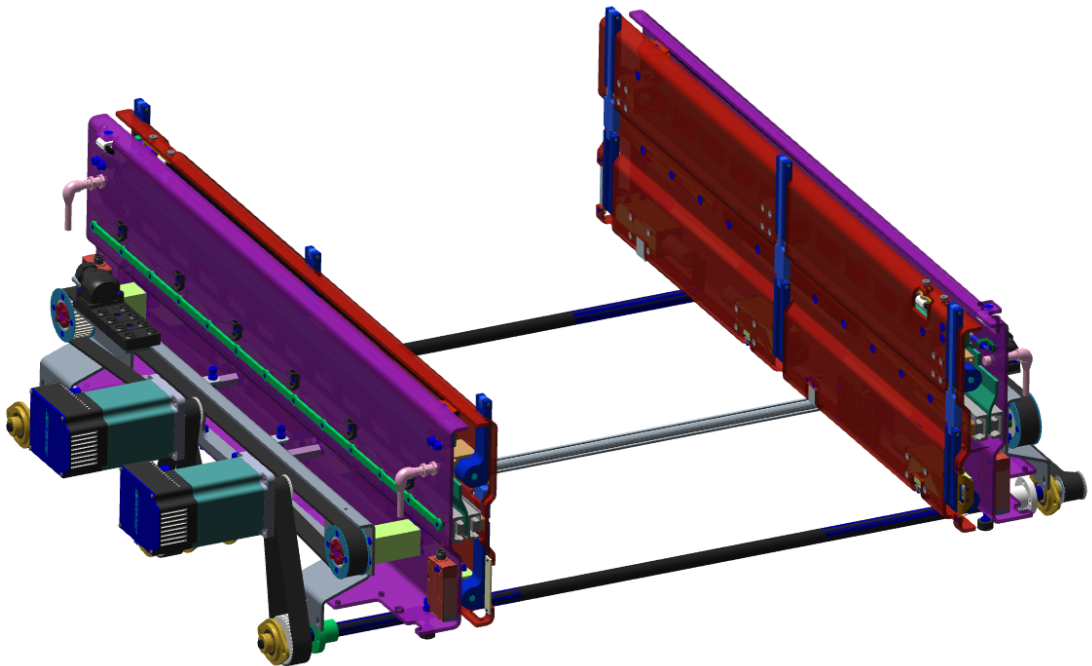


Figura 5.8: Sottosistema movimentazione forche

Il sistema di movimentazione delle forche, visibile in figura 5.8 è suddiviso in tre sottogruppi funzionali:

1. Estrazione delle forche: responsabile dell'avanzamento e arretramento delle forche per il prelievo e il rilascio del carico.
2. Compattazione: permette di ridurre l'ingombro delle forche durante la traslazione, ottimizzando lo spazio.
3. Flap: gestisce il movimento dei dispositivi ausiliari che facilitano l'ingresso e la stabilizzazione del carico.

Sottosistema di estrazione delle forche

Il sottosistema di estrazione è progettato per garantire un movimento preciso e sincronizzato delle forche, indispensabile per il corretto prelievo e rilascio del carico. È costituito da due unità laterali collegate da un albero di trasmissione, che assicura la simultaneità del movimento su entrambi i lati. Il moto è generato da un motore

5.2. SETUP DELL'ESPERIMENTO

elettrico, accoppiato a una puleggia tramite cinghia dentata. La rotazione del motore viene trasmessa a un sistema di pulegge e cinghie, che converte il moto rotatorio in movimento lineare delle forche lungo le guide.

Un elemento fondamentale di questo meccanismo è il sistema di funi in tensione, mostrato in figura 5.9, che collega le forche alle pulegge di rinvio. Le funi, avvolte e guidate da appositi tamburi e pulegge, permettono di trasferire il moto in modo uniforme e controllato, garantendo la sincronizzazione tra i due lati e riducendo il rischio di disallineamenti. Questo sistema assicura inoltre un'elevata rigidità e precisione, minimizzando attriti e vibrazioni durante le fasi di estrazione e retrazione. Le strutture laterali ospitano le guide lineari e i supporti necessari per mantenere la stabilità del movimento, mentre l'albero centrale e le funi lavorano in sinergia per garantire la perfetta sincronizzazione delle forche.

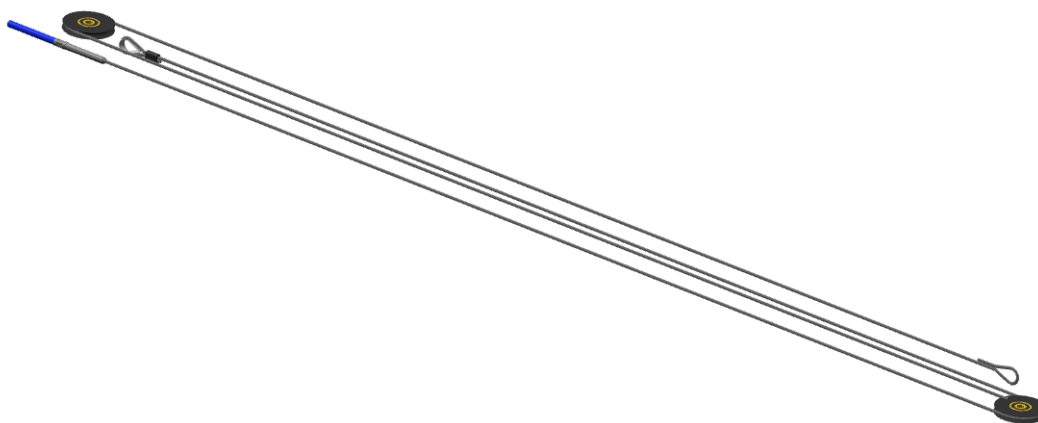


Figura 5.9: Sistema di funi in tensione

Sottosistema di compattazione

Il sottosistema di compattazione è progettato per ridurre l'ingombro delle forche una volta che il carico è stato prelevato, consentendo alla navetta di muoversi lungo la corsia senza interferenze. Questo meccanismo agisce avvicinando le forche tra loro, mantenendo il carico stabile e centrato.

Il movimento è generato da un motore elettrico, che trasmette la coppia a una puleggia tramite cinghia dentata. La rotazione viene trasferita a un sistema di trasmissione che aziona due viti di manovra (o viti senza fine), posizionate simmetricamente.

Queste viti convertono il moto rotatorio in moto lineare, permettendo alle forche di avvicinarsi o allontanarsi in modo controllato. Le viti di manovra sono collegate a madreviti integrate nelle strutture mobili delle forche, garantendo un movimento preciso e sincronizzato.

Questa soluzione meccanica offre diversi vantaggi, ovvero compattezza del sistema, grazie all'uso di viti di manovra che eliminano la necessità di cilindri idraulici, precisione nel posizionamento delle forche, fondamentale per la sicurezza del carico, rigidità e affidabilità, grazie alla distribuzione uniforme delle forze e alla sincronizzazione tra i due lati.

Sottosistema flap

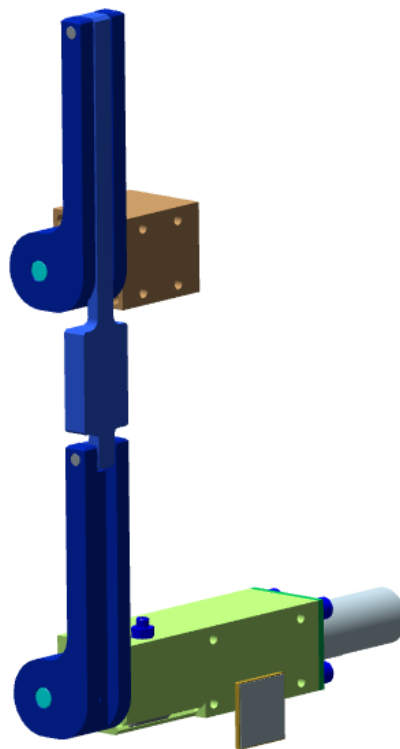


Figura 5.10: Sottosistema flap

Il sottosistema flap, in figura 5.10, è progettato per facilitare l'ingresso e la stabilizzazione del carico durante le operazioni di prelievo e rilascio. I flap agiscono come elementi ausiliari che si aprono e chiudono per guidare il carico verso la posizione

corretta, evitando urti e disallineamenti. Il meccanismo è costituito da due bracci articolati, collegati tramite un giunto centrale che consente il movimento coordinato. L'azionamento è affidato a un motore elettrico accoppiato a un riduttore, che fornisce la coppia necessaria per la rotazione controllata dei bracci. Il moto rotatorio del motore viene trasmesso direttamente al braccio inferiore, mentre il braccio superiore segue il movimento grazie al collegamento meccanico. Il sistema è fissato a una struttura di supporto che garantisce rigidità e stabilità. La geometria dei bracci e il giunto centrale sono progettati per assicurare un'apertura fluida e una chiusura precisa, riducendo vibrazioni e garantendo la sicurezza del carico.

5.2.3 Architettura dei sottosistemi modellati

Per supportare la costruzione del modello e formalizzare la struttura funzionale della navetta, si introduce una rappresentazione a blocchi dei principali sottosistemi, visibile in figura 5.11. Tale schema consente di evidenziare la suddivisione delle funzioni operative e di mettere in relazione le diverse unità meccaniche ed elettroniche che concorrono al funzionamento complessivo del sistema.

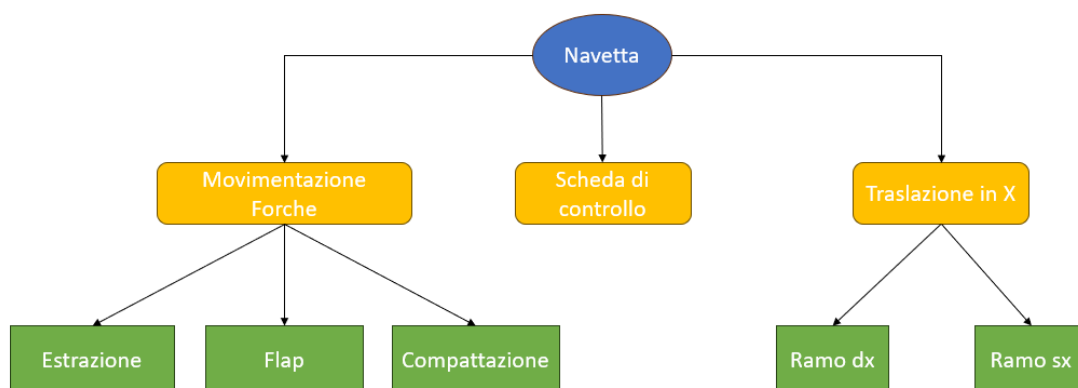


Figura 5.11: Rappresentazione della scomposizione gerarchica - caso di studio Logimate

La navetta è modellata attraverso tre macro-sottosistemi:

- **Movimentazione forche**, suddivisa nei sottogruppi di estrazione, flap e compattazione;
- **Traslazione lungo l'asse X**, articolata nei due rami sinistro e destro;

- **Scheda di controllo**, responsabile della gestione dei comandi e del coordinamento delle operazioni.

Questa struttura gerarchica rappresenta la base per l'integrazione dei componenti all'interno del modello di simulazione, permettendo di associare a ciascun blocco le relative funzioni di guasto e le logiche di interdipendenza che verranno utilizzate nelle sezioni successive.

A partire dalla struttura gerarchica illustrata, si riportano di seguito i principali componenti appartenenti ai sottosistemi meccanici della navetta. La scelta di utilizzare tabelle separate consente di evidenziare in modo chiaro la composizione interna di ciascun gruppo funzionale e il numero di elementi coinvolti, facilitando la successiva integrazione dei componenti nel modello di affidabilità. Le tabelle che seguono sono quindi organizzate secondo la scomposizione adottata per i sottosistemi meccanici: traslazione lungo l'asse X (tabella 5.1) e movimentazione delle forche, scomposta nei vari sottogruppi estrazione (tabella 5.2), flap (tabella 5.3) e compattazione (tabella 5.4).

La scheda di controllo, pur rappresentando uno dei macro-sottosistemi della navetta, non viene qui dettagliata attraverso una tabella dedicata, in quanto è considerata un'unità funzionale unica, modellata nel suo complesso all'interno dell'architettura di sistema.

Componente	Quantità
Motore master	1
Motore slave	1
encoder	1
Puleggia motore	2
Cinghia dentata HTD	2
Puleggia asse ruote	2
Albero di trasmissione	2
Supporti ASAHI	4
Ruota motrice	4
Freno di sicurezza	1

Tabella 5.1: Componenti del sottosistema Traslazione in X

5.2. SETUP DELL'ESPERIMENTO

Componente	Quantità
Motore estrazione	1
encoder	1
Puleggia motore	1
Prima cinghia di trasmissione	1
Prima puleggia asse albero	1
supporto con cuscinetto	4
Seconda puleggia asse albero	1
Albero scanalato	1
Seconda cinghia di trasmissione	2
Tendicinghia	4
Coppo fisso forca alta	2
Blocchetto supporto flap	4
cuscinetto a sfera	14
Ruota dentata	4
Puleggia pignone	4
Cremagliera	2
Coppo intermedio forca alta	2
Guida lineare	4
Puleggia rinvio cavo dicoflap	2
Puleggia rinvio fune	4
Coppo supporto flap	2
Fune	4
Cavo dicoflap	2

Tabella 5.2: Componenti del sottosistema Movimentazione forche - Estrazione

Componente	Quantità
Motore frizione	6
Supporto flap superiore	6
Flap (quadrilatero articolato)	6
Scheda di controllo flap	2

Tabella 5.3: Componenti del sottosistema Movimentazione forche - Flap

Componente	Quantità
Motore compattazione	1
Encoder	1
Puleggia motore	1
Cinghia di trasmissione	1
Puleggia condotta su vite	1
Pattino	4
Rotaia	2
Vite di manovra	2
Madrevite/chiocciola	4
Puleggia compattazione tendicinghia	2
Cinghia di sincronizzazione viti	1
Supporto cuscinetto	4

Tabella 5.4: Componenti del sottosistema Movimentazione forche - Compattazione

5.2.4 Implementazione del modello di studio in Simulink

Nel capitolo precedente è stato introdotto il modello generico utilizzato per rappresentare il comportamento di un sistema soggetto a guasti e riparazioni, insieme alla descrizione dell'architettura logica adottata. Una volta definita la scomposizione funzionale della navetta e identificati i componenti che costituiscono ciascun sottosistema, è possibile specializzare tale modello generale sul caso di studio oggetto di analisi.

In questa sezione viene quindi presentata l'implementazione del modello specifico della navetta Logimate all'interno di Simulink, ottenuta mappando ogni sottosistema in un insieme di blocchi coerente con la struttura fisica e operativa del sistema reale.

Prima di introdurre il modello di simulazione, è opportuno chiarire il concetto di *missione* o *ciclo*, che rappresenta l'unità operativa fondamentale utilizzata nell'analisi di affidabilità della navetta. Nel contesto di un magazzino automatico, una missione corrisponde alla sequenza completa di operazioni eseguite dalla navetta per prelevare un collo da una posizione e trasferirlo verso la destinazione assegnata, oppure viceversa. Ogni missione comprende quindi una serie di movimenti coordinati

dei sottosistemi di traslazione e movimentazione delle forche, ripetuti più volte nel corso della giornata.

Poiché la navetta svolge un numero elevato di missioni quotidiane, è risultato più rappresentativo esprimere il degrado e i processi di guasto non in funzione del tempo continuo, ma in relazione al numero di missioni compiute. La scelta di convertire le variabili temporali in una metrica basata sulle missioni consente di descrivere l'usura dei componenti in modo più aderente al loro effettivo utilizzo operativo, soprattutto nei sottosistemi soggetti a cicli ripetitivi.

In quest'ottica, l'analisi di affidabilità condotta nel presente capitolo è sviluppata assumendo il numero di missioni come variabile fondamentale, mentre il tempo viene ricavato solo in un secondo momento attraverso opportuni fattori di conversione. Una volta definita questa metrica operativa e identificati i componenti di ciascun sottosistema, è possibile integrare tali elementi nel modello di simulazione realizzato in Simulink, specializzando la struttura generale presentata nel capitolo precedente sul caso specifico della navetta Logimate.

Nel modello specifico di studio, raffigurato in figura 5.12 è stata adottata una configurazione in serie, assumendo che il sistema entri in stato di guasto non appena uno dei componenti critici dei sottosistemi si arresta. Questa impostazione riflette il comportamento reale della navetta: il malfunzionamento anche di un singolo elemento meccanico o elettronico rende impossibile il completamento della missione, causando l'arresto dell'intero sistema.

All'interno del modello è presente anche il blocco `selezioneMissione`, che permette di attivare selettivamente i sottosistemi al fine di analizzare differenti scenari operativi. In particolare:

- *missione* = 1: viene modellata la sola traslazione lungo l'asse X;
- *missione* = 2: viene modellata la sola movimentazione delle forche;
- *missione* = 3: vengono attivati entrambi i sottosistemi, rappresentando il comportamento completo della navetta.

Tale funzione ha un ruolo secondario nel presente caso di studio, poiché è stata

5.2. SETUP DELL'ESPERIMENTO

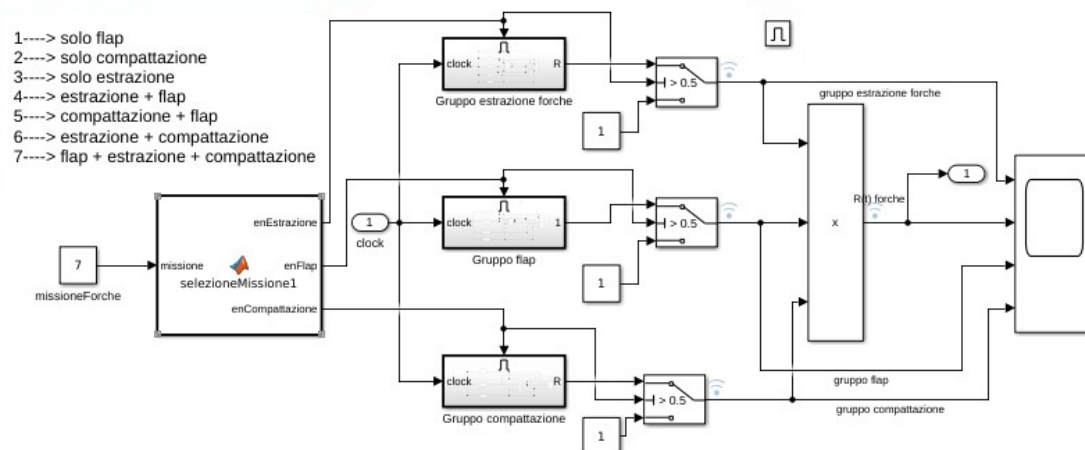


Figura 5.13: Rappresentazione del sottosistema Gruppo Forche - caso di studio Logimate

Per non appesantire la trattazione, non viene riportata l'intera struttura a blocchi dei restanti sottogruppi, poiché la loro logica interna è analoga a quella mostrata nelle figure precedenti. Le immagini incluse sono sufficienti per illustrare l'organizzazione del modello e il processo di costruzione dei sottosistemi, evitando ripetizioni non necessarie.

Distribuzione di guasto adottata: Weibull

Per l'analisi dei guasti dei componenti della navetta è stata adottata la distribuzione di Weibull, ampiamente utilizzata in ambito industriale per la modellazione dell'affidabilità dei sistemi meccanici. A differenza della distribuzione esponenziale, che assume un tasso di guasto costante nel tempo, la Weibull permette di descrivere processi di degrado più realistici, in cui la probabilità di guasto può diminuire, rimanere costante oppure aumentare in funzione dell'utilizzo.

Questa flessibilità è particolarmente utile per i componenti soggetti a fenomeni di usura progressiva, come motori, cinghie, pulegge e parti meccaniche in movimento, che rappresentano la maggior parte dei sottosistemi della navetta. La presenza del parametro di forma β consente infatti di distinguere tra guasti precoci, guasti casuali e guasti dovuti a invecchiamento, mentre il parametro di scala η fornisce una misura del tempo (in questo caso di missioni) caratteristico del componente.

Per queste ragioni, la distribuzione di Weibull risulta la scelta più adatta a rappresentare il comportamento dei componenti modellati, permettendo di descrivere

in modo coerente i diversi meccanismi di guasto presenti nella navetta e di condurre analisi di affidabilità più rappresentative rispetto a modelli a tasso di guasto costante.

Una volta scelta la distribuzione di Weibull come modello di guasto, l'affidabilità del singolo componente viene calcolata mediante la funzione di sopravvivenza riportata in Eq. 3.7, che esprime la probabilità che il componente rimanga funzionante fino alla missione x in funzione dei parametri β ed η .

La funzione di affidabilità del singolo componente è stata quindi implementata direttamente all'interno del modello tramite un apposito blocco MATLAB FUNCTION, mostrato in Fig. 5.14. Il blocco riceve in ingresso il numero di cicli e, sulla base dei parametri Weibull del componente, calcola la corrispondente funzione di sopravvivenza. Questa funzione tiene conto, oltre che dei parametri di Weibull, anche del numero di elementi identici presenti nel sottosistema, fondamentale per rendere il modello più compatto e semplice da gestire.

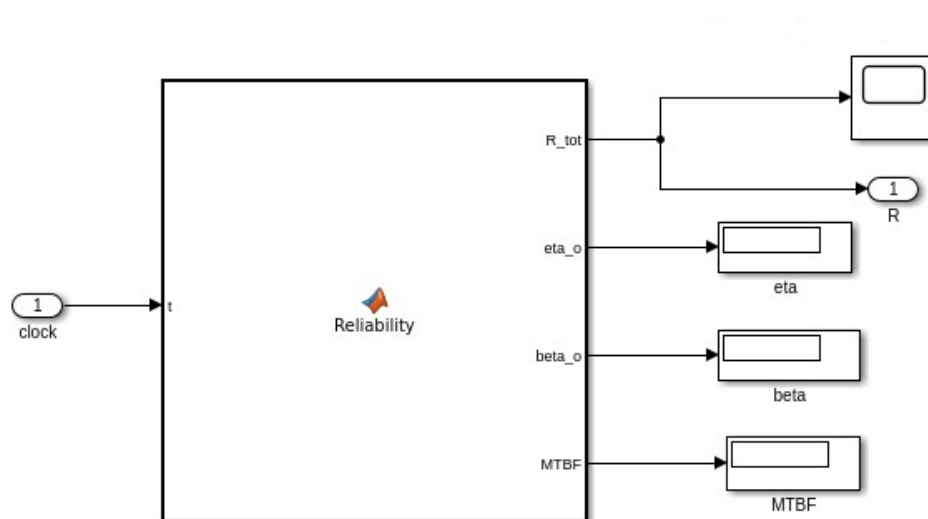


Figura 5.14: Implementazione in Simulink della funzione di affidabilità del singolo componente

L'affidabilità complessiva della navetta, modellata in configurazione serie, è invece ottenuta come prodotto delle affidabilità dei singoli componenti, come indicato in Eq. 3.11. In questo caso il sistema è considerato in guasto non appena uno dei

componenti critici fallisce.

Di conseguenza, l'aspetto centrale dell'analisi diventa la stima accurata dei parametri della distribuzione di Weibull per ciascun componente. La sezione seguente è quindi dedicata alla descrizione del processo di identificazione dei parametri β ed η utilizzati nel modello.

5.2.5 Metodologia di stima dei parametri: Maximum Likelihood Estimation

Per la determinazione dei parametri di forma β e di scala η della distribuzione di Weibull, è stato impiegato il metodo della Stima della Massima Verosimiglianza, chiamato *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) [19]. Tale approccio statistico permette di individuare i valori dei parametri che massimizzano la funzione di log-verosimiglianza, rendendo i dati osservati i più probabili sotto il modello ipotizzato. Nel codice sviluppato, la stima del parametro di forma viene ottimizzata attraverso l'algoritmo *Golden Section Search* [20], che permette di individuare con precisione il massimo della funzione di verosimiglianza del profilo Weibull entro intervalli predefiniti.

Per verificare l'adeguatezza del modello parametrico scelto, le curve di affidabilità ottenute con la Weibull sono state confrontate con lo stimatore non parametrico di Kaplan-Meier (KM). Poiché la Weibull impone una forma funzionale specifica mentre KM fornisce una stima puramente empirica, il confronto tra le due permette di valutare la coerenza tra modello teorico e comportamento osservato. La distanza massima tra le due curve nei punti di guasto è stata utilizzata come indicatore di aderenza del modello.

Oltre alla stima puntuale, sono stati calcolati anche gli intervalli di confidenza sia per i parametri sia per la funzione di affidabilità, utilizzando l'approssimazione della matrice Hessiana numerica. Infine, la bontà della Weibull è stata verificata confrontandola con le distribuzioni Lognormale e Loglogistica mediante il Criterio di Informazione di Akaike (AIC) [21], confermando la preferenza per il modello Weibull nei casi in cui presentava valori di AIC inferiori.

Dal punto di vista applicativo, l'intera procedura di stima è stata implementata

tramite un codice sviluppato in ambiente Python, che esegue automaticamente le operazioni necessarie alla valutazione dei parametri per ciascun componente critico della navetta. Per ogni componente sono stati raccolti i dati relativi al numero di missioni eseguite e agli eventuali guasti registrati. Tali informazioni sono state organizzate in file `.csv`, strutturati con due colonne principali: il numero di missioni percorse e lo stato dell'osservazione, dove il valore 1 indica un guasto osservato e 0 identifica un dato censurato.

Le informazioni richieste per la valutazione degli intervalli di confidenza sono state invece definite attraverso un file dedicato `.csv`, nel quale sono specificati i valori-target della funzione di affidabilità e il livello di confidenza desiderato.

La procedura implementata esegue automaticamente, per ciascun componente:

1. l'importazione dei dati di missioni e guasti dal file `.csv`;
2. la costruzione dello stimatore non parametrico di Kaplan-Meier;
3. la stima dei parametri β ed η tramite MLE;
4. il confronto tra la curva Weibull stimata e la curva KM, mediante lo scarto massimo assoluto;
5. il calcolo degli intervalli di confidenza tramite Hessiana numerica;
6. il confronto dei modelli Weibull, Lognormale e Loglogistico tramite AIC.

Il risultato della procedura di stima riguarda quindi esclusivamente i componenti per i quali era disponibile un numero sufficiente di guasti osservati, permettendo l'applicazione della metodologia MLE in modo statisticamente significativo. Per tutti gli altri componenti, caratterizzati da dataset troppo limitati o privi di guasti, non è stato possibile effettuare una stima parametrica affidabile: in questi casi i parametri β ed η sono stati assegnati mediante considerazioni ingegneristiche, con ipotesi coerenti con il comportamento atteso dei componenti.

5.3 Elaborazione dati

In questa fase del lavoro sono stati raccolti, organizzati e preparati i dati necessari per stimare l'affidabilità dei componenti dell'impianto oggetto di analisi. Le informazioni provengono da uno storico di esercizio reale, ottenuto monitorando nel tempo

i fermi macchina e gli interventi di manutenzione straordinaria effettuati su un impianto della stessa tipologia di quello studiato. In particolare, sono stati estratti i registri relativi alle sostituzioni e alle rotture dei principali componenti meccanici ed elettromeccanici coinvolti nel funzionamento della macchina.

A partire da questi dati grezzi è stato possibile individuare quali componenti presentavano il maggior numero di guasti o sostituzioni, costituendo quindi i candidati più critici dal punto di vista dell'affidabilità. Per ciascuno di essi sono stati poi raccolti in modo strutturato i dati operativi disponibili e salvati in appositi file in formato CSV, uno per componente. Questi dataset rappresentano l'input per il modello di analisi statistica utilizzato nelle sezioni successive, finalizzato alla stima dei parametri della distribuzione di Weibull (β ed η) tramite Maximum Likelihood Estimation (MLE).

5.3.1 Stima dei parametri tramite Maximum Likelihood Estimation (MLE)

L'identificazione dei componenti critici è stata effettuata analizzando lo storico dei fermi macchina e delle sostituzioni effettuate sull'impianto. Sono stati considerati critici i componenti che, nel periodo di osservazione, hanno registrato il numero maggiore di rotture e interventi di sostituzione.

Sulla base di questa analisi preliminare sono stati selezionati quattro componenti, per i quali erano disponibili dati sufficienti sul numero di cicli di funzionamento al momento del guasto. Per ciascuno di essi è stato creato un file CSV contenente i cicli alla rottura e gli eventuali casi censurati.

I componenti analizzati sono:

1. **Motori**
2. **Cinghie**
3. **Flap**
4. **Funi**

Di seguito vengono riportati, per ciascun componente, la struttura dei file CSV uti-

lizzati e le curve di affidabilità ottenute tramite Maximum Likelihood Estimation (MLE). Si precisa che i dataset sono stati modificati e parzialmente ricostruiti rispetto ai dati reali per garantire la riservatezza delle informazioni aziendali. Inoltre, poiché i file originali contengono diverse centinaia di righe, non vengono riportati integralmente: nel testo vengono mostrate solo le prime righe di ciascun dataset, con l'obiettivo di illustrare la struttura dei dati utilizzati nell'analisi.

Motori

Nella Tabella 5.5 sono riportate le prime righe del dataset utilizzato per l'analisi dei motori. Il file contiene, per ciascun evento registrato, il numero di cicli accumulati dal componente e lo stato dell'osservazione: la colonna *cycles* riporta il numero di cicli di funzionamento al momento del guasto o dell'ultimo controllo utile, mentre la colonna *status* indica se l'evento corrisponde a un guasto effettivo (1) oppure a un dato censurato (0).

Si osserva che nelle prime righe del dataset compaiono prevalentemente gli eventi di guasto, mentre la restante parte del file, non riportata per ragioni di spazio, è costituita principalmente da osservazioni censurate. Questa configurazione è tipica dei dataset di affidabilità, in cui i guasti rappresentano solo una piccola frazione del totale delle osservazioni.

Nel complesso sono stati registrati 400 casi: il dataset deriva infatti dal monitoraggio di 100 navette, ciascuna equipaggiata con quattro motori.

<i>cycles</i>	<i>status</i>
103405	1
103768	1
101854	1
190321	1
116052	1
155832	1
189966	0
170975	0
189501	0
181933	0

Tabella 5.5: Prime righe del dataset - caso motori

5.3. ELABORAZIONE DATI

Oltre ai dataset relativi ai cicli alla rottura, per l'analisi dell'affidabilità è stato definito un file di input contenente i parametri necessari per la stima dei valori di affidabilità ai tempi di interesse. In particolare, sono stati specificati:

- i valori di **target**, ovvero gli istanti, espressi in numero di cicli, ai quali si desidera calcolare l'affidabilità del componente;
- il valore di α , che rappresenta il livello di confidenza utilizzato nella costruzione degli intervalli di affidabilità.

Nel caso dei motori i valori scelti in input sono i seguenti:

```
key , value
targets , 90000 ; 180000 ; 270000 ; 360000 ; 450000
alpha , 0.5
```

Di seguito in figura 5.15 viene mostrato l'output ottenuto dal software.

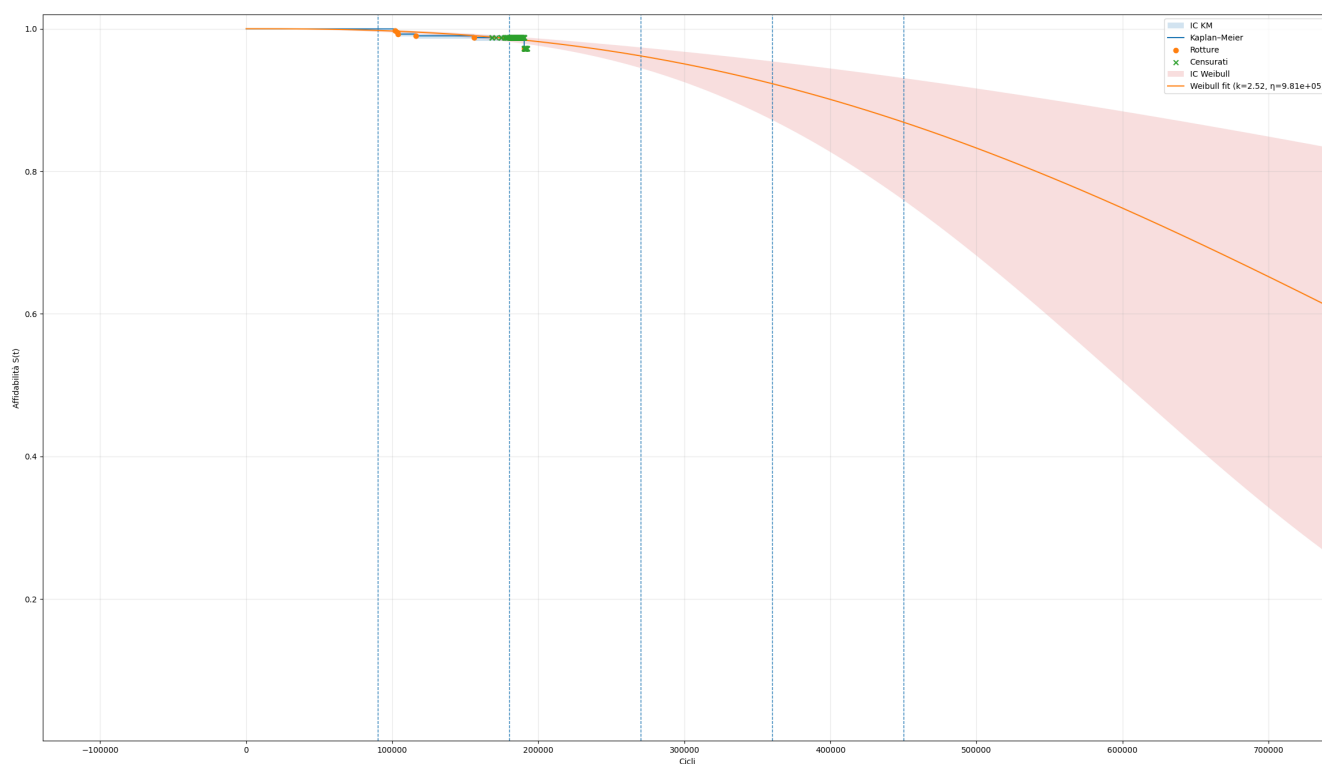


Figura 5.15: Rappresentazione della funzione di sopravvivenza $S(t)$ - caso motori

L'immagine mostra l'andamento dell'affidabilità $S(t)$ dei motori della navetta Logimate in funzione dei cicli di lavoro, confrontando i dati osservati con il modello teorico di Weibull. Ecco l'analisi dettagliata dei risultati ottenuti visibili nel grafico:

- **Il parametro di forma** ottenuto (in questo caso chiamato k) è 2.52, un valore molto superiore a 1; questo conferma che i motori non soffrono di guasti casuali, ma sono soggetti a un chiaro processo di usura e invecchiamento.
- **Il parametro di scala η** è $9.81 \cdot 10^5$ cicli; questo rappresenta la "vita caratteristica" del componente, ovvero il punto temporale in cui ci si aspetta che circa il 63,2 % dei motori abbia subito un guasto.
- **Andamento Empirico (Kaplan-Meier):** La linea blu a gradini rappresenta l'affidabilità calcolata direttamente dai dati. Si nota che nei primi 200.000 cicli l'affidabilità rimane molto alta, prossima a 1.0, con solo poche rotture, rappresentate dai cerchi arancioni, rilevate tra i 100.000 e i 200.000 cicli.
- **Dati Censurati:** Le croci verdi indicano i motori che, al momento dell'analisi, hanno raggiunto circa 200.000 cicli senza ancora guastarsi. Il software utilizza questi dati per rendere la stima più precisa anziché scartarli.
- **Fit di Weibull:** La linea arancione continua mostra il modello matematico che interpola i dati. La curva segue bene i gradini della Kaplan-Meier nella parte iniziale, a dimostrazione della bontà dell'adattamento.
- **Bande di Confidenza:** L'area ombreggiata azzurra rappresenta l'incertezza della stima non parametrica (Kaplan-Meier), mentre l'area rosa rappresenta l'incertezza del modello di Weibull.
- **Estrapolazione:** Il grafico mostra come l'affidabilità inizi a diminuire in modo più marcato dopo i 300.000 cicli. Si può osservare che a 700.000 cicli l'affidabilità stimata scende verso il 60%, ma con una banda di confidenza molto ampia (compresa tra circa il 25% e l'85%), a indicare che la previsione a lungo termine risulta meno affidabile a causa della mancanza di guasti osservati in

quelle regioni temporali.

- **Target Operativi:** Le linee verticali tratteggiate indicano i valori di riferimento operativi (90.000, 180.000, 270.000, 360.000 e 450.000 cicli). È evidente che per i primi tre target l'affidabilità dei motori rimane eccellente, mantenendosi ampiamente sopra il 90%.

A supporto di questa analisi, la Figura 5.16 riporta i valori di affidabilità tramite Kaplan-Meier e Weibull associati ai diversi target operativi. Tale confronto consente di valutare in modo immediato la coerenza tra stima empirica e modello parametrico e riassume quanto visualizzato graficamente.

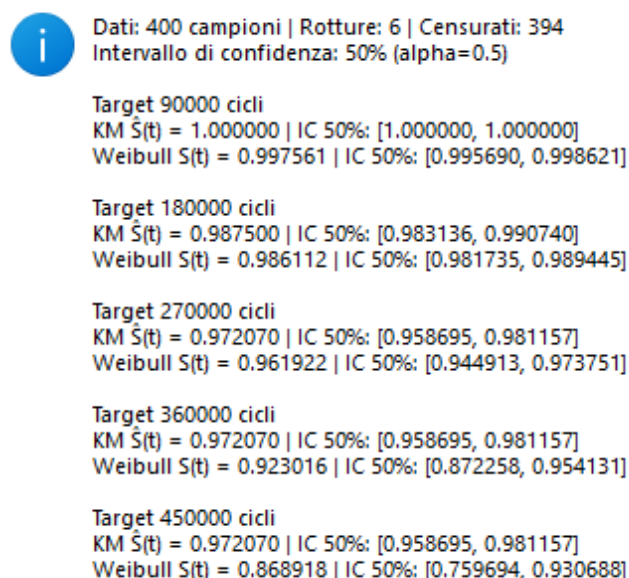


Figura 5.16: Risultati di affidabilità KM e Weibull ai diversi target - caso motori

Cinghie

Nella Tabella 5.6 sono riportate le prime righe del dataset utilizzato per l'analisi delle cinghie. In questo caso, le prime dieci osservazioni corrispondono a tutte le rotture effettivamente registrate, mentre il resto del file, composto da circa 700 casi complessivi, contiene esclusivamente dati censurati. Il numero totale di osservazioni deriva dal fatto che sono state monitorate 100 navette, ciascuna equipaggiata con sette cinghie, per un totale appunto di 700 casi registrati.

cycles	status
153074	1
174241	1
124453	1
146949	1
179665	1
187737	1
108965	1
160976	1
139506	1
181935	1

Tabella 5.6: Prime righe del dataset - caso cinghie

Come per i motori, l'analisi delle cinghie utilizza lo stesso file di input contenente i valori dei target e il livello di confidenza α . Di seguito in figura 5.17 viene riportato l'output ottenuto dal software per le cinghie.

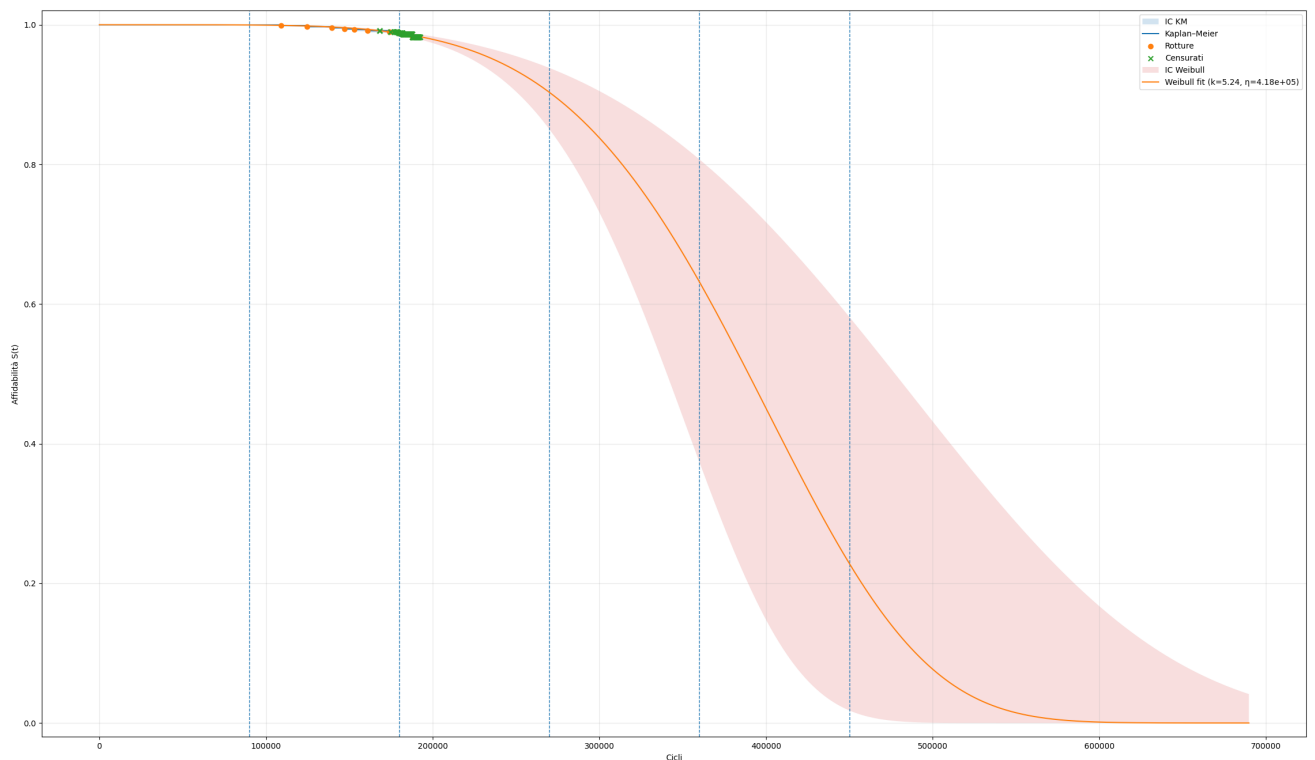


Figura 5.17: Rappresentazione della funzione di sopravvivenza $S(t)$ - caso cinghie

- **Analisi del parametro di forma β :** Il valore di β (indicato come k nel grafico) è pari a **5.24**. Questo risultato è estremamente significativo: un valore così elevato indica un regime di guasto per usura molto pronunciato. A differenza dei motori, le cinghie mostrano una pendenza della curva molto più ripida dopo la fase iniziale, suggerendo che una volta iniziato il processo di degradazione, il componente raggiunge il guasto in tempi molto brevi e raggruppati.
- **Analisi del parametro di scala η :** La vita caratteristica stimata è di 4.18×10^5 **cicli**. Si osserva che questo orizzonte temporale è significativamente più breve rispetto a quello dei motori, posizionando le cinghie come uno dei componenti più critici per la manutenzione della navetta Logimate.
- **Andamento dell'affidabilità e Target:** L'analisi dei target operativi evidenzia un comportamento robusto nella prima fase, seguito da un crollo repentino:
 - Fino al target di **180.000 cicli**, l'affidabilità rimane molto elevata ($S(t) > 0.95$), supportata dai dati censurati rilevati tra i 180.000 e i 200.000 cicli che stabilizzano la curva in questa fase.
 - Superati i **270.000 cicli**, la curva inizia la sua flessione più decisa, scendendo a un valore di affidabilità di circa il 90%.
 - Al target di **360.000 cicli**, l'affidabilità subisce un calo vistoso portandosi a circa poco più del 60%, mentre al target di **450.000 cicli** la probabilità di sopravvivenza scende drasticamente verso il 23%, per poi annullarsi quasi completamente intorno ai 550.000 cicli.
- **Bontà del Fit e Incertezza:** Il modello di Weibull mostra un'ottima aderenza ai punti empirici di Kaplan-Meier, specialmente in corrispondenza delle prime rotture rilevate tra i 100.000 e i 150.000 cicli. Tuttavia, l'area ombreggiata relativa all'intervallo di confidenza (IC Weibull) si amplia in modo significativo dopo i 200.000 cicli. Questo indica che, pur essendo chiaro il trend di invecchiamento, la previsione oltre il range dei dati sperimentali presenta un margine di incertezza crescente.

Sempre a supporto di questa analisi, la Figura 5.18 riporta i risultati ottenuti per le cinghie, mostrando il confronto dei valori corrispondenti nei diversi target operativi tra l'approccio parametrico e quello non parametrico.

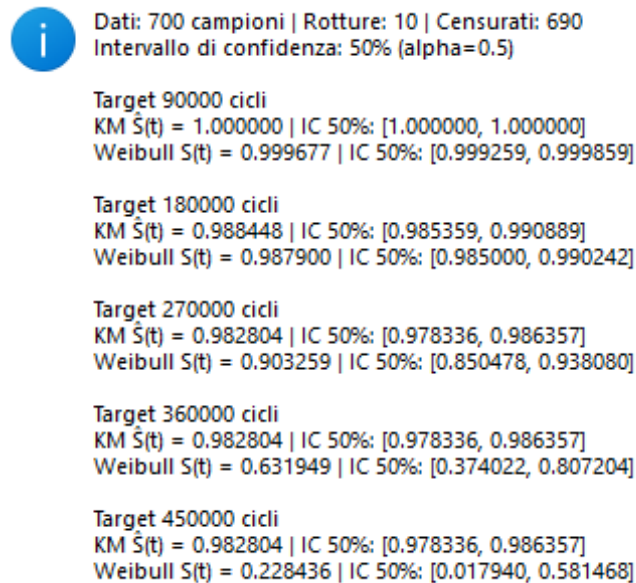


Figura 5.18: Risultati di affidabilità KM e Weibull ai diversi target - caso cinghie

Flap

Nella Tabella 5.7 sono riportate le prime righe del dataset relativo ai flap. Anche in questo caso, le prime osservazioni corrispondono ai guasti effettivamente registrati: qui sono mostrate 10 rotture, mentre in totale sono 12 a fronte di circa 600 osservazioni complessive. Il numero totale di casi deriva dal monitoraggio di 100 navette, ciascuna equipaggiata con sei flap, per un totale appunto di 600 osservazioni registrate.

5.3. ELABORAZIONE DATI

cycles	status
103464	1
106046	1
103021	1
122056	1
122128	1
116056	1
126903	1
133027	1
139686	1
159198	1

Tabella 5.7: Prime righe del dataset - caso cinghie

Anche in questo caso sono stati utilizzati gli stessi valori di target e di livello di confidenza α e l'andamento della funzione di sopravvivenza ottenuto viene mostrato in figura 5.19.

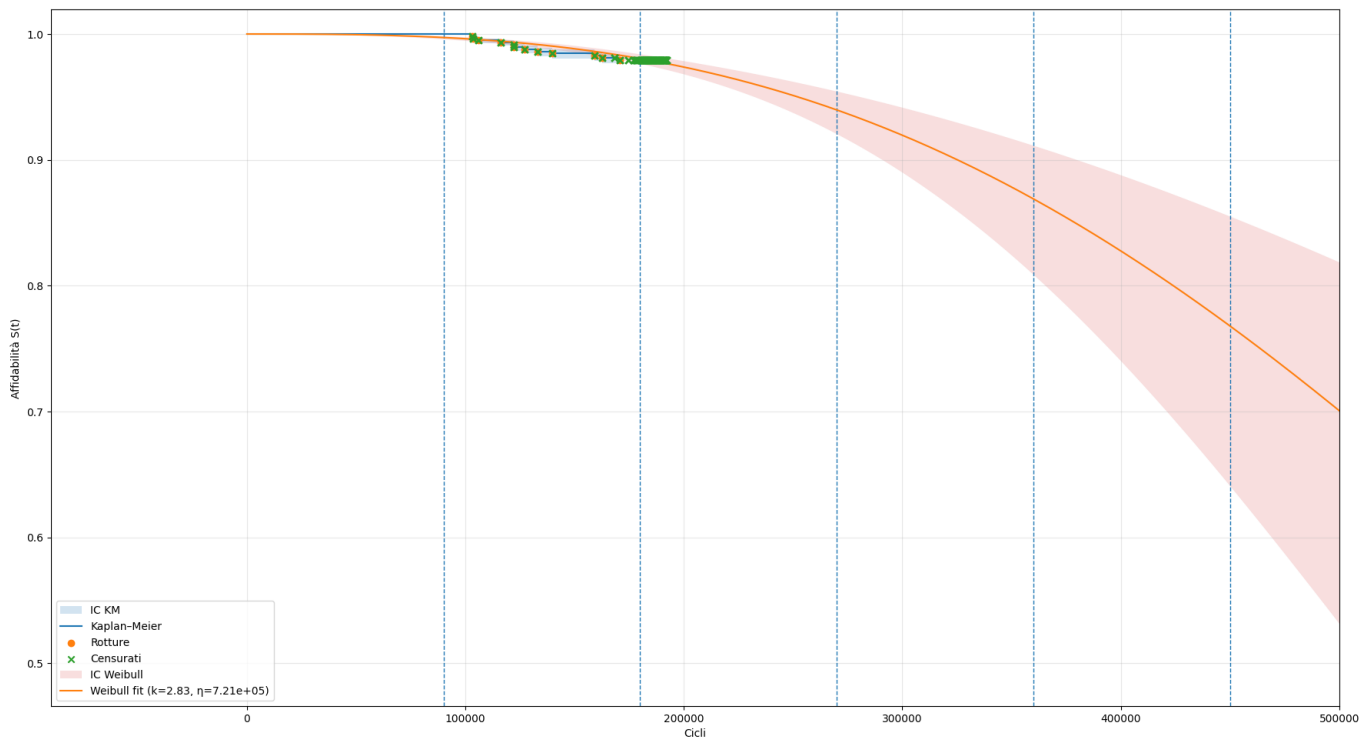


Figura 5.19: Rappresentazione della funzione di sopravvivenza $S(t)$ - caso flap

- **Analisi del parametro di forma β :** Il valore stimato per i flap è $\beta = 2.83$ (indicato come k nella legenda del grafico). Rispetto alle cinghie, i flap mostrano un degrado più graduale e meno "improvviso" una volta superata la fase di vita utile.
- **Analisi del parametro di scala η :** La vita caratteristica η è risultata pari a 7.21×10^5 **cicli** . Si tratta di un valore intermedio tra quello dei motori e quello delle cinghie, posizionando i flap come un componente con una buona longevità operativa.
- **Andamento dell'affidabilità e Target:** L'osservazione dei target operativi mostra un'altissima affidabilità nel breve-medio termine:
 - Fino al secondo target di **180.000 cicli**, l'affidabilità rimane superiore al **98%**, supportata da una densa concentrazione di dati censurati che confermano l'assenza di rotture precoci in quel range.
 - Al target di **270.000 cicli**, la probabilità di sopravvivenza stimata scende leggermente a circa il **94%**.
 - Solo verso il target finale di **450.000 cicli** si osserva una flessione più marcata, con un'affidabilità residua stimata intorno al **77%**.
- **Bontà del Fit e Incertezza:** La curva di Weibull aderisce con precisione alla stima di Kaplan-Meier nell'intervallo dei dati osservati (fino a circa 200.000 cicli). L'area ombreggiata relativa all'intervallo di confidenza (IC) della Weibull tende ad ampliarsi notevolmente oltre i 300.000 cicli, indicando che la previsione statistica diventa meno precisa man mano che ci si allontana dall'ultimo dato sperimentale rilevato.

La figura 5.20 rende espliciti i risultati riassuntivi e più significativi, relativi ad ogni target.

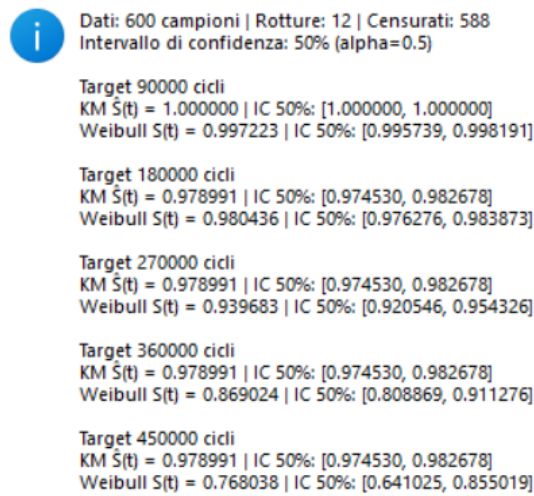


Figura 5.20: Risultati di affidabilità KM e Weibull ai diversi target - caso flap

Funi

Nella Tabella 5.8 sono riportate le prime righe del dataset utilizzato per l'analisi delle funi. Il dataset comprende complessivamente 100 casi registrati e, a differenza degli altri componenti analizzati, presenta un numero significativamente più elevato di rotture. Questo aspetto rende l'analisi statistica più ricca di informazioni, ma allo stesso tempo riflette una maggiore criticità del componente in condizioni operative reali. Il numero totale di osservazioni riportato si riferisce agli eventi effettivamente registrati nel periodo di monitoraggio, indipendentemente dal numero di funi presenti su ciascuna navetta.

cycles	status
90295	1
91023	1
86546	0
86286	0
49685	1
50155	1
51275	1
74064	1
74342	0
65261	1

Tabella 5.8: Prime righe del dataset - caso funi

Per quanto riguarda le funi, l'analisi è stata condotta utilizzando gli stessi valori di target impiegati per gli altri componenti. In questo caso, tuttavia, è stato adottato un livello di confidenza più stringente, pari al 95%, dal momento che l'elevato numero di rotture registrate consente di ottenere stime della funzione di sopravvivenza molto più precise. In Figura 5.21 viene riportata l'andamento della funzione di sopravvivenza.

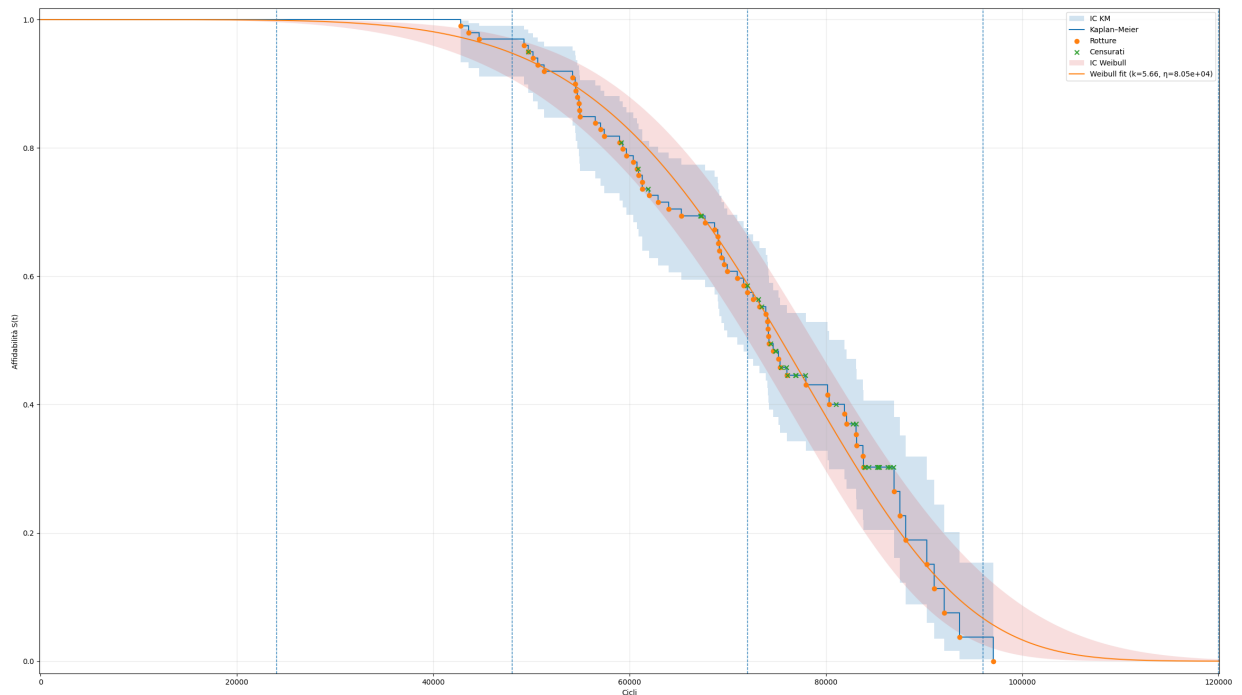


Figura 5.21: Rappresentazione della funzione di sopravvivenza $S(t)$ - caso funi

- **Analisi del parametro di forma β :** Il valore stimato per le funi è $\beta=5.66$ (indicato come k nel grafico). Questo valore è il più elevato tra tutti i componenti analizzati, indicando un regime di usura e invecchiamento estremamente aggressivo. La pendenza della curva è quasi verticale nella fase centrale del degrado, suggerendo che una volta superata la soglia di resistenza iniziale, la probabilità di guasto simultaneo di più funi è molto alta.
- **Analisi del parametro di scala η :** La vita caratteristica è pari a 8.05×10^4 cicli. Si tratta del valore di η più basso rilevato nell'intera navetta, confermando che le funi sono il **punto critico primario** del sistema. Rispetto ai motori o ai flap, le funi presentano un orizzonte operativo di quasi un ordine

di grandezza inferiore.

- **Andamento dell'affidabilità e Target:** L'analisi dei target evidenzia una finestra di sicurezza molto ristretta:
 - Fino al target di **25.000 cicli**, l'affidabilità si mantiene prossima a 1.0 (100%).
 - Al target di **50.000 cicli**, si osserva l'inizio della flessione, con un'affidabilità che scende a circa il **95%**, supportata dalle prime rotture rilevate poco prima di questa soglia.
 - Al target di **75.000 cicli**, la caduta è drastica: l'affidabilità crolla a circa il **50%**.
 - Al target di **100.000 cicli**, la probabilità di sopravvivenza è virtualmente **nulla**, con l'ultimo guasto empirico rilevato poco prima di tale soglia.
- **Bontà del Fit e Incertezza:** Il modello di Weibull mostra un'aderenza eccezionale allo stimatore di Kaplan-Meier. A differenza degli altri componenti, le bande di confidenza (IC KM e IC Weibull) sono molto strette lungo tutto l'arco dei guasti. Questo è dovuto all'elevata densità di dati sperimentali (numerosi rotture e dati censurati distribuiti tra 40.000 e 100.000 cicli), che conferisce alla stima dei parametri β ed η un'altissima precisione statistica.

La Figura 5.22 sintetizza in modo chiaro gli esiti più rilevanti dell'analisi, mostrando per ciascun target i valori di affidabilità stimati con i due approcci adottati.

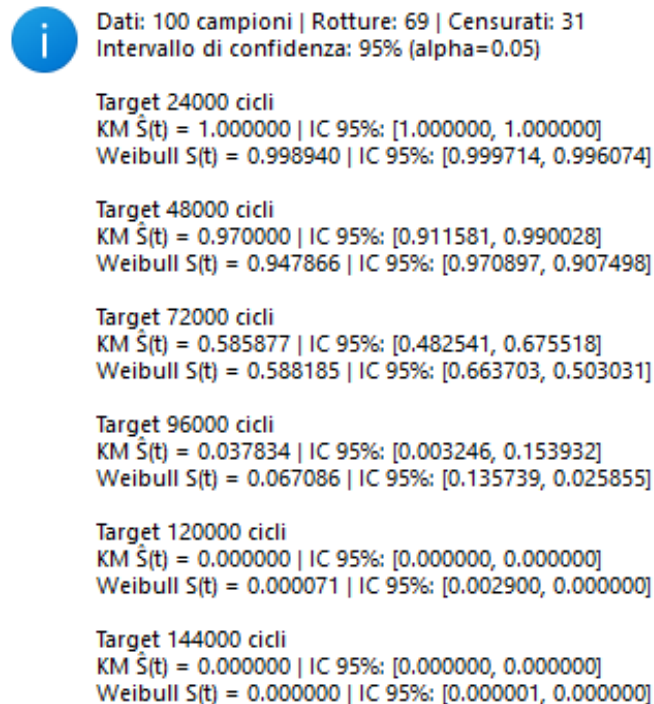


Figura 5.22: Risultati di affidabilità KM e Weibull ai diversi target - caso funi

5.4 Risultati

In questa sezione vengono presentati i principali risultati ottenuti dal modello di affidabilità sviluppato per la navetta *Logimate*. In apertura si riportano i parametri stimati per i componenti considerati più critici, ottenuti mediante *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) su distribuzioni di Weibull.

Sulla base di tali stime, vengono quindi illustrati gli output generati dall'interfaccia di simulazione, sia per il caso complessivo della navetta sia per alcuni sottosistemi rappresentativi. I risultati permettono di valutare l'affidabilità del sistema nel suo insieme e di evidenziare i contributi dei componenti maggiormente influenti.

Segue il confronto con il target di affidabilità definito a livello progettuale, con l'obiettivo di quantificare l'eventuale scostamento rispetto al requisito e di analizzare scenari di tipo "what-if" utili a comprendere come modifiche mirate ai parametri critici possano contribuire al raggiungimento dell'obiettivo prestazionale.

Infine, viene proposta un'analisi dell'affidabilità condizionata, volta a descrivere l'evoluzione della probabilità di sopravvivenza residua in funzione dell'età operativa del

sistema. Tale valutazione risulta particolarmente utile per supportare considerazioni di tipo prognostico e per la definizione di strategie manutentive mirate.

5.4.1 Output dell'interfaccia di simulazione

Prima di procedere all'analisi dei risultati ottenuti tramite l'interfaccia di simulazione, si riportano nella Tabella 5.9 i parametri stimati per i componenti che hanno riportato i guasti e i problemi maggiori. Per tutti gli altri elementi della navetta è stata invece assunta una vita operativa teoricamente infinita: in tali casi si è considerato un valore di η tendente all'infinito e un parametro di forma β standard, poiché la loro contribuzione al guasto complessivo risulta trascurabile nel contesto dell'analisi.

Componente	Eta	Beta
Motori	981000	2.52
Cinghie	418000	5.24
Flap	721000	2.83
Funi	80500	5.66

Tabella 5.9: Sintesi dei parametri stimati dei componenti critici

I valori dei parametri stimati sono stati quindi raccolti in un file `.csv` contenente, per ciascun componente, i corrispondenti valori di η , β e la quantità di elementi presenti nel sottosistema. Tale file è stato successivamente importato in MATLAB mediante una funzione dedicata, la quale estrae automaticamente i parametri associati ad ogni componente e li organizza in vettori utilizzabili all'interno del modello di simulazione.

Caso generico di missione

Una volta importati i parametri dei componenti e integrata nel modello la funzione di affidabilità dei singoli elementi, è possibile analizzare il comportamento complessivo della navetta in condizioni operative standard. A tal fine è stata considerata una missione generica in cui risultano attivi tutti i principali sottosistemi dello Shuttle. Questo consente di valutare l'affidabilità globale del sistema in uno scenario rappresentativo del funzionamento tipico della navetta.

In questa configurazione è stato adottato un orizzonte operativo pari a 450000 cicli, scelto come valore di riferimento perché rappresenta la fascia temporale richiesta per la valutazione. Tale intervallo è sufficientemente esteso da evidenziare in modo significativo l'evoluzione dell'affidabilità nel tempo e il comportamento dei componenti lungo l'intero periodo operativo considerato. Sulla base di tale input, di seguito sono riportati i risultati ottenuti sia per la navetta nel suo complesso in figura 5.23, sia per il sottosistema di movimentazione delle forche in figura 5.24, che risulta particolarmente articolato e contribuisce in modo significativo al comportamento globale del sistema.

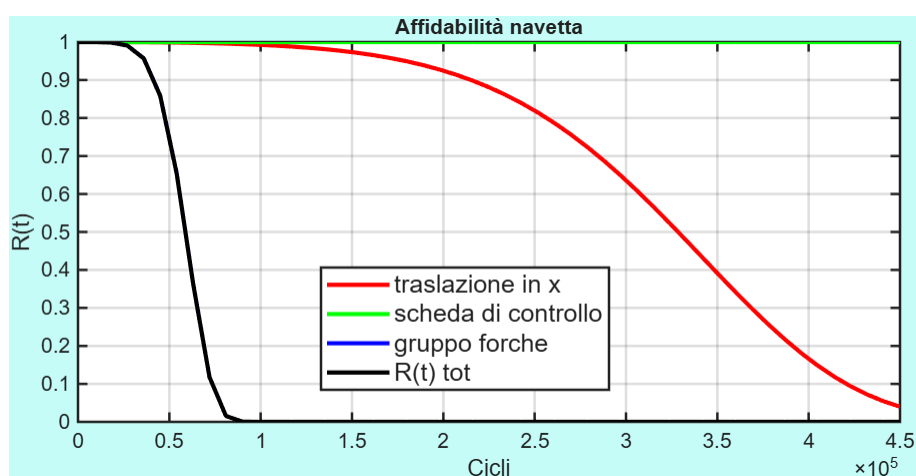


Figura 5.23: Andamento dell'affidabilità complessiva della navetta e dei suoi principali sottosistemi funzionali - caso generico di missione

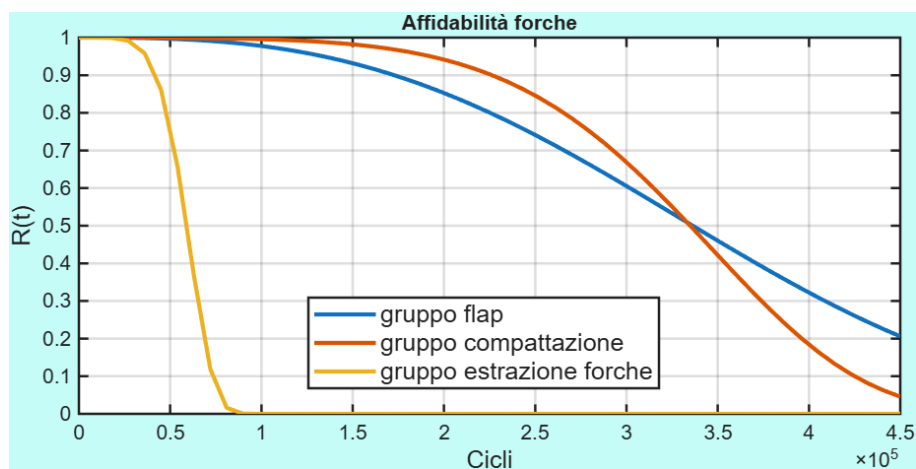


Figura 5.24: Analisi di dettaglio dell'affidabilità del sottosistema forche - caso generico di missione

L'analisi congiunta dell'affidabilità della navetta e del sottosistema forche consente di identificare con chiarezza i principali elementi limitanti del sistema. La Fig. 5.23 riporta l'andamento dell'affidabilità dei gruppi funzionali più rilevanti e dell'intero sistema. Poiché la navetta è modellata in configurazione serie, l'affidabilità complessiva (curva nera) è determinata dal sottosistema con il decadimento più rapido.

Il gruppo forche (curva blu) rappresenta l'elemento maggiormente critico, mostrando una riduzione marcata dell'affidabilità già nei primi 10^5 cicli. Nel grafico tale andamento risulta difficilmente distinguibile poiché la curva del gruppo forche si sovrappone quasi completamente alla curva nera dell'affidabilità totale. La traslazione in X (curva rossa) presenta un degrado più graduale, con una diminuzione significativa solamente oltre 1.5×10^5 cicli. La scheda di controllo (curva verde) mantiene invece affidabilità costante e prossima all'unità per tutto l'intervallo considerato.

Per approfondire il contributo del gruppo forche, la Fig. 5.24 mostra l'andamento dell'affidabilità dei tre sottosistemi che lo compongono. Dal confronto emerge che il *gruppo estrazione forche* (curva gialla) è il principale elemento critico: la sua affidabilità crolla rapidamente e si annulla poco dopo i 7×10^4 cicli, coerentemente con i bassi valori di η e con il parametro di forma β elevato che caratterizza le funi. Il *gruppo flap* (curva blu) presenta invece un degrado più progressivo, con un calo regolare dell'affidabilità lungo tutta la missione e valori residui ancora significativi anche oltre i 3×10^5 cicli. Il *gruppo compattazione* (curva arancione) mostra un decadimento più marcato nella parte finale rispetto al gruppo flap, anche se mantiene complessivamente l'affidabilità più elevata per gran parte della missione e scende sotto il 20% solo in prossimità dei 4.5×10^5 cicli.

A supporto dell'analisi del gruppo estrazione, la Fig. 5.25 mostra l'interfaccia sviluppata per la visualizzazione dell'affidabilità dei singoli componenti. Attraverso i menù a tendina è possibile selezionare ogni elemento del sottosistema e valutarne il comportamento individuale, verificando ad esempio come la fune risulti il componente più critico, con un decadimento molto più rapido rispetto agli altri elementi meccanici.

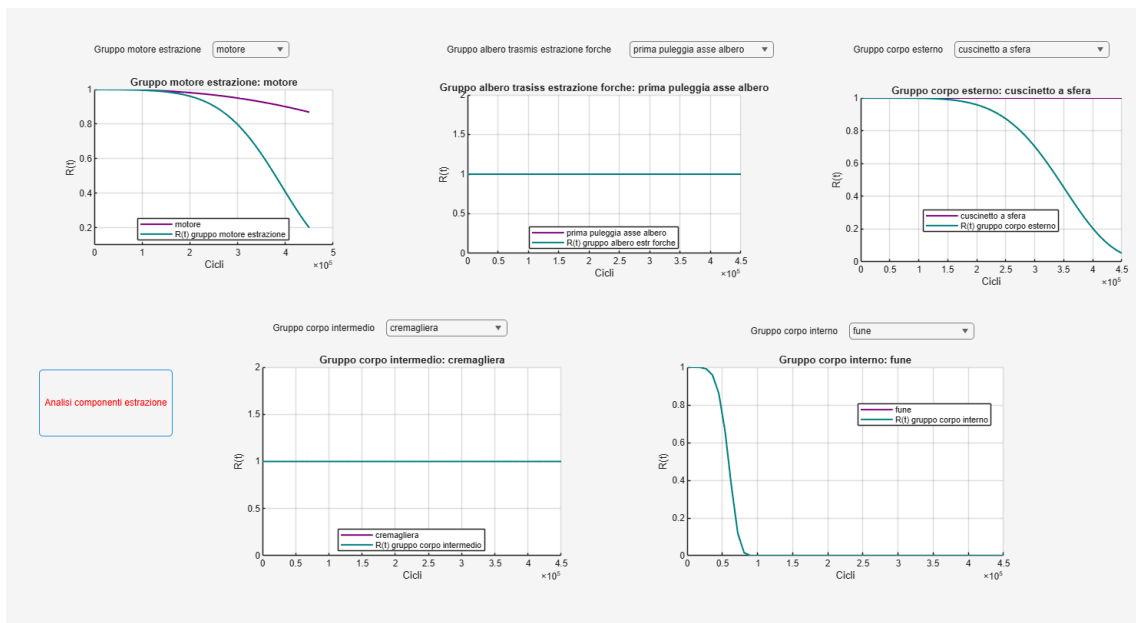


Figura 5.25: Interfaccia per la valutazione dell'affidabilità dei singoli componenti del gruppo estrazione forche

In conclusione, i risultati evidenziano che l'autonomia operativa della navetta Logimate è severamente limitata dal sistema di estrazione delle forche. Mentre la traslazione e i sistemi di compattazione permetterebbero missioni a lungo termine, la fragilità delle funi all'interno del gruppo estrazione impone una revisione o una sostituzione preventiva già entro i primi 75.000 cicli per garantire la continuità del servizio.

Si osserva che non è stato riportato un ulteriore caso di missione differente da quello generico. La struttura funzionale della navetta, infatti, prevede che i diversi sottosistemi operino in sequenza e in modo dipendente (estrazione, flap, compattazione), rendendo non significative configurazioni in cui uno o più gruppi vengano disattivati. In tali circostanze l'affidabilità complessiva coinciderebbe semplicemente con la curva del sottosistema residuo più debole, senza fornire informazioni aggiuntive rispetto al caso già analizzato.

Per questo motivo il caso generico, che attiva l'intera catena operativa dello Shuttle, risulta il più rappresentativo e sufficiente a descrivere il comportamento affidabilistico del sistema.

5.4.2 Confronto con il target di affidabilità

Una volta caratterizzato il comportamento affidabilistico della navetta nel caso generico di missione, è possibile confrontare tali risultati con i requisiti richiesti. In particolare, si assume come obiettivo progettuale che l'affidabilità complessiva della navetta sia almeno pari a 0.80 al raggiungimento di 180 000 cicli.

Scenario con target $R_{\text{tot}} = 0.80$ a 180 000 cicli

Dai risultati precedenti risulta evidente che il target di affidabilità $R_{\text{tot}}(180\,000) \geq 0.80$ non è raggiungibile con la configurazione attuale. Il rapido decadimento del sottosistema di estrazione delle forche, e in particolare delle funi, determina infatti un crollo anticipato dell'affidabilità totale.

Per soddisfare il requisito imposto sarebbe quindi necessario un miglioramento significativo delle prestazioni delle funi, che rappresentano il principale elemento limitante della vita utile complessiva della navetta.

Per determinare in che misura debbano migliorare le prestazioni delle funi affinché la navetta raggiunga il target di affidabilità prefissato, è stato adottato un approccio diretto basato sul modello matematico della Weibull. Poiché i sottosistemi sono modellati in configurazione serie, l'affidabilità totale al tempo t può essere espressa come:

$$R_{\text{tot}}(t) = \exp[-(S_{\text{mot}}(t) + S_{\text{flap}}(t) + S_{\text{cinghie}}(t) + S_{\text{funi}}(t))]$$

dove ogni contributo è dato dal termine di hazard cumulato del rispettivo gruppo,

$$S_i(t) = n_i \left(\frac{t}{\eta_i} \right)^{\beta_i}$$

Fissato il requisito $R_{\text{tot}}(180\,000) = 0.80$, è stato quindi isolato il termine $S_{\text{funi}}(t)$ necessario a soddisfare tale vincolo, sottraendo i contributi degli altri sottosistemi. Da questa condizione si ricava direttamente il valore della vita caratteristica η_{fune}

che le funi dovrebbero possedere per garantire il raggiungimento del target. Questo procedimento consente di quantificare in modo immediato quanto debba aumentare la vita caratteristica delle funi, confermando che esse rappresentano il principale elemento limitante dell'affidabilità complessiva.

Con gli input sopra definiti, si sono ottenuti i seguenti risultati, visibili in figura 5.26.

```

=== Risultati ===
t = 180000 cicli, R_target = 0.8

--- Affidabilità singoli componenti ---
R_motore_singolo(t) = 0.986156
R_flap_singolo(t)   = 0.980493
R_cinghia_singola(t) = 0.987976

--- Affidabilità gruppi in serie ---
R_motori_totali (n=4) = 0.945764
R_flap_totali   (n=6) = 0.888519
R_cinghie_totali (n=7) = 0.918810

⚠ Impossibile raggiungere il target modificando solo le funi.
R_totale massimo (funi perfette) = 0.772102

```

Figura 5.26: Risultati dell'analisi del target di affidabilità a 180000 cicli

Come mostrato, anche ipotizzando funi con affidabilità unitaria (vita infinita), il valore massimo raggiungibile dalla navetta a 180 000 cicli resta pari a 0.772. Ciò conferma che il target richiesto di 0.80 non può essere soddisfatto intervenendo esclusivamente sulle funi.

Scenario con target $R_{\text{tot}} = 0.80$ a 150 000 cicli

Poiché il target $R_{\text{tot}}(180\,000) \geq 0.80$ risulta irraggiungibile anche ipotizzando funi con affidabilità unitaria, si è considerato un secondo scenario riducendo l'orizzonte operativo. In particolare, è stato fissato un nuovo limite pari a 150 000 cicli, mantenendo invariato il requisito di affidabilità complessiva $R_{\text{tot}} \geq 0.80$.

Di seguito in figura 5.27 sono riportati i risultati ottenuti.

```
=== Risultati ===
t = 150000 cicli, R_target = 0.8

--- Affidabilità singoli componenti ---
R_motore_singolo(t) = 0.991233
R_flap_singolo(t)   = 0.988310
R_cinghia_singola(t) = 0.995358

--- Affidabilità gruppi in serie ---
R_motori_totali (n=4) = 0.965392
R_flap_totali   (n=6) = 0.931876
R_cinghie_totali (n=7) = 0.967952

Soluzione: eta_fune = 297421.806

--- Funi ---
R_fune_singola(t) = 0.979025
R_funi_totali (n=4) = 0.918702
```

Figura 5.27: Risultati dell'analisi del target di affidabilità a 150000 cicli

Dall'analisi svolta a 150 000 cicli emerge che il target $R_{\text{tot}} = 0.80$ può essere soddisfatto intervenendo unicamente sulle funi. La vita caratteristica necessaria risulta pari a $\eta_{\text{fune}} \approx 3.0 \times 10^5$ cicli, valore che garantisce un'affidabilità pari a $R_{\text{fune_singola}}(150\,000) \approx 0.979$ per la singola fune e $R_{\text{funi_totali}}(150\,000) \approx 0.919$ per l'intero gruppo di quattro funi. Con tali prestazioni, la navetta risulta conforme al target operativo imposto.

Per confermare il risultato ottenuto analiticamente, il nuovo valore di η_{fune} è stato inserito all'interno del modello di simulazione. In questo modo è stato possibile verificare direttamente, tramite l'output dell'interfaccia, che l'affidabilità della navetta converge effettivamente al valore atteso e rispetta il target imposto a 150 000 cicli. In figura 5.28 si osserva che, con il nuovo valore di η_{fune} , l'affidabilità del gruppo funi a 150 000 cicli risulta pari a circa 0.919. Questo conferma la coerenza del modello rispetto al valore previsto dall'analisi numerica.

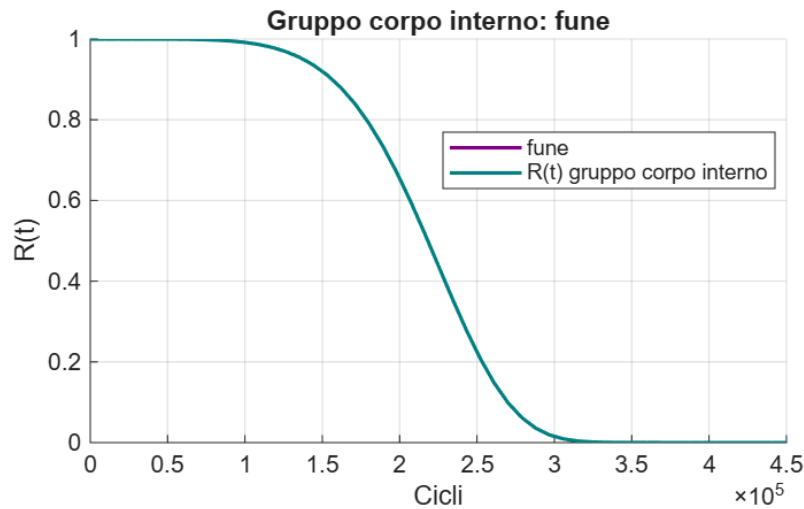


Figura 5.28: Curva di sopravvivenza delle funi con il nuovo valore di η .

La Fig. 5.29 mostra chiaramente che, impostando per le funi il valore di η ottenuto nell'analisi precedente, l'affidabilità complessiva della navetta raggiunge il valore desiderato di 0.80 esattamente al traguardo dei 150 000 cicli. La curva nera, che rappresenta l'affidabilità totale, si mantiene infatti al di sopra della soglia fino al punto richiesto, confermando la coerenza del modello con la stima analitica.

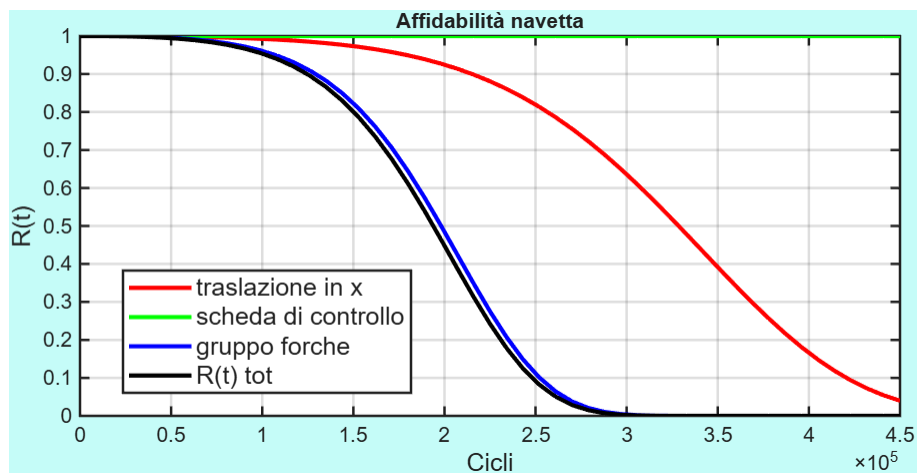


Figura 5.29: Curva di sopravvivenza della navetta con il nuovo valore di η delle funi

Questo risultato evidenzia come il comportamento affidabilistico dell'intero sistema sia fortemente condizionato dalle prestazioni di un singolo componente critico. Un aumento mirato della vita caratteristica delle funi è sufficiente a modificare in modo

significativo la vita utile della navetta, dimostrando l'importanza di un intervento di progettazione focalizzato sui componenti maggiormente determinanti.

5.4.3 Analisi dell'affidabilità condizionata

Fino a questo punto l'analisi dell'affidabilità è stata condotta assumendo che tutti i componenti della navetta fossero nuovi all'istante iniziale $t = 0$. L'affidabilità condizionata permette invece di valutare lo stato del sistema al tempo operativo corrente, tenendo conto delle rotture e delle eventuali sostituzioni già avvenute. In questo modo è possibile stimare la probabilità di sopravvivenza residua a partire dall'effettivo stato di usura dei componenti al tempo di osservazione.

Per questa analisi è stata considerata una navetta reale, della quale sono state ricostruite tutte le rotture e le sostituzioni avvenute durante il funzionamento. A differenza dell'analisi standard condotta a partire da $t = 0$, l'affidabilità condizionata permette di valutare lo stato del sistema all'istante operativo corrente: in questo caso la navetta ha raggiunto 120 000 cicli. Sulla base di tali informazioni è possibile determinare lo stato di usura dei singoli componenti e calcolare l'affidabilità residua del sistema.

Si riporta di seguito la tabella 5.10 contenente esclusivamente i componenti che, nei primi 120 000 cicli di funzionamento, hanno subito almeno una rottura e una conseguente sostituzione.

Componente	Eta	Beta	$t_{\text{failure},1}$	$t_{\text{failure},2}$
Motore slave	981000	2.52	102 409	–
Flap_1	721000	2.83	103 466	–
Fune_1	80500	5.66	110 664	–
Fune_2	80500	5.66	104 600	–
Fune_3	80500	5.66	54 954	115 719
Fune_4	80500	5.66	50 666	117 420

Tabella 5.10: Componenti critici e istanti delle sostituzioni

Come si osserva dalla tabella, in questo contesto non è più possibile trattare i componenti identici come un unico gruppo omogeneo: ciascuna unità deve essere considera-

ta separatamente, poiché le rotture avvengono in istanti differenti e non coinvolgono necessariamente tutti gli elementi della stessa tipologia.

Nel caso analizzato, ad esempio, solo uno dei due motori associati alla traslazione ha mostrato un guasto entro i 120 000 cicli, mentre il secondo non ha registrato alcuna anomalia. Analogamente, nessuna delle cinghie ha subito rotture, e soltanto uno dei sei flap ha richiesto una sostituzione. Le funi rappresentano invece l'elemento più critico: tutte e quattro hanno evidenziato almeno un guasto e, per due di esse, si sono verificate due rotture successive.

Queste informazioni sono fondamentali per la valutazione dell'affidabilità condizionata, poiché determinano lo stato di salute effettivo del sistema all'istante di osservazione.

I parametri dei componenti e i relativi istanti di guasto sono stati quindi caricati in Simulink tramite un file `.csv`, analogamente al modello precedente. Una funzione dedicata calcola per ogni componente la nuova affidabilità condizionata, aggiornando la sopravvivenza in base all'ultimo guasto registrato e al tempo di osservazione. In questo modo è possibile ottenere, per ciascuna unità funzionale e per il sistema complessivo, la curva di sopravvivenza coerente con lo stato effettivo della navetta a 120 000 cicli.

Applicando l'espressione generale dell'affidabilità condizionata del sistema riportata in Eq. 4.6, è stato possibile ricostruire l'evoluzione della sopravvivenza complessiva della navetta all'istante di osservazione considerato. Tramite l'interfaccia di simulazione sono quindi stati visualizzati i risultati ottenuti, riportati in figura 5.30 e figura 5.31.

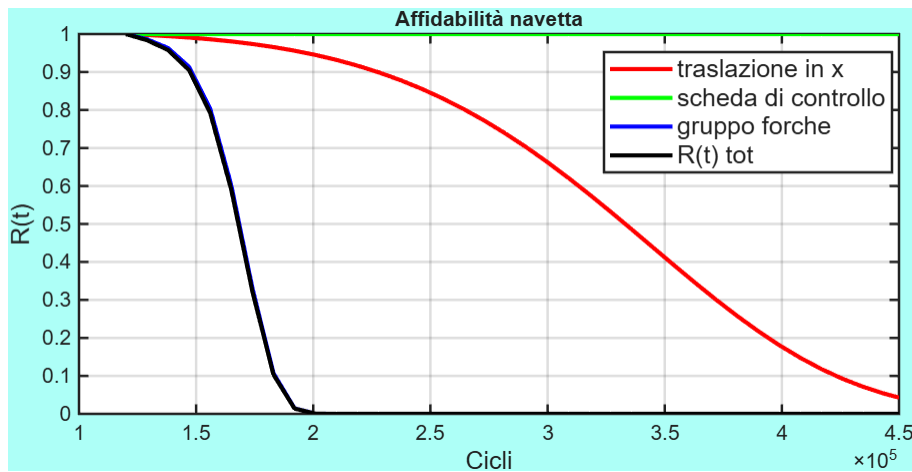


Figura 5.30: Curva di sopravvivenza della navetta all'istante di osservazione $t_2 = 120\,000$ cicli

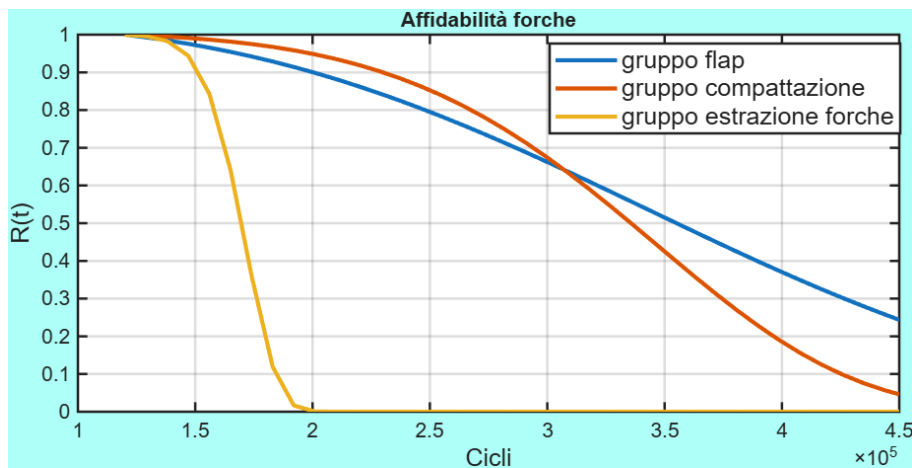


Figura 5.31: Curva di sopravvivenza dei tre sottosistemi delle forche a partire da $t_2 = 120\,000$ cicli

Dai grafici si osserva innanzitutto che, all'istante di osservazione $t_2 = 120\,000$ cicli, l'affidabilità complessiva della navetta risulta pari a 1.0. Questo è coerente con il fatto che la navetta è operativa in tale istante e non ha registrato guasti tali da compromettere il funzionamento del sistema.

La curva condizionata del gruppo estrazione forche risulta invece molto simile a quella ottenuta nell'analisi non condizionata, semplicemente traslata a partire da t_2 . Ciò dipende dal fatto che tutte le quattro funi hanno subito almeno una rottura poco

prima dei 120 000 cicli: essere state sostituite di recente comporta una “ripartenza” dell’affidabilità, che rimane coerente con la vita caratteristica stimata.

Per i sottosistemi diversi dalle funi si osserva un comportamento del tutto coerente con i guasti effettivamente registrati. Le cinghie, che non hanno subito alcuna rottura, mantengono un livello di affidabilità condizionata influenzato dall’usura accumulata sin dall’inizio della missione. Una dinamica analoga riguarda i motori, per i quali tre unità su quattro non sono mai state sostituite, e i flap, dei quali solo uno su sei ha riportato un guasto. Di conseguenza, la loro affidabilità condizionata non presenta una “ripartenza” come nel caso delle funi, ma riflette il degrado progressivo dovuto ai 120 000 cicli già percorsi. Questo comportamento risulta evidente confrontando la figura 5.30 con la corrispondente curva non condizionata presentata in figura 5.23. Nel caso condizionato, infatti, la curva della traslazione inizia a decrescere immediatamente dopo $t_2 = 120\,000$ cicli, riflettendo l’usura già accumulata dai componenti che non sono stati sostituiti. Un confronto analogo tra figura 5.31 e figura 5.24 mostra come lo stesso fenomeno sia evidente anche per il gruppo flap e per il gruppo di compattazione: in entrambi i casi le curve iniziano a decrescere subito dopo t_2 , riflettendo l’usura accumulata dai motori, flap e cinghie che non sono ancora stati sostituiti.

Nel complesso, la configurazione dei guasti effettivamente avvenuti determina una dinamica condizionata che rispecchia fedelmente lo stato reale di usura della navetta.

Capitolo 6

Conclusioni

Lo scopo del presente progetto di tesi è stato quello di sviluppare un modello in grado di valutare la vita operativa e l'affidabilità della navetta LogiMate, con l'obiettivo finale di individuare i componenti maggiormente critici e comprendere in che modo essi influenzino il comportamento complessivo della macchina. Tale modello si propone come strumento utile non solo per analizzare l'affidabilità di un sistema esistente, ma anche per supportare decisioni orientate al miglioramento, alla riprogettazione o alla manutenzione predittiva di prodotti industriali.

L'intero processo di analisi è stato organizzato seguendo due differenti prospettive di valutazione:

- Analisi al tempo iniziale $t = 0$
- Analisi condizionata, valutata in un istante $t > 0$

Per quanto riguarda l'analisi al tempo $t = 0$, i risultati mostrano come la vita utile complessiva della navetta coincida praticamente con quella delle funi. L'andamento della loro curva di sopravvivenza porta l'affidabilità globale del sistema a valori prossimi allo zero dopo circa 80000 missioni. A partire da tale evidenza è stato possibile definire un target desiderato e verificare se fosse raggiungibile intervenendo su un solo componente del sistema. Le simulazioni mostrano che, migliorando esclusivamente le funi e imponendo loro una vita utile superiore, l'affidabilità della navetta

può raggiungere il valore di 0,8 dopo 150000 missioni. Questo risultato consente di individuare in modo chiaro il componente su cui concentrare eventuali interventi di miglioramento.

L'analisi condizionata ha invece permesso di valutare il comportamento della navetta in un istante generico successivo all'inizio del ciclo di vita. In questo caso la curva di sopravvivenza non parte più dal valore iniziale, ma viene ricalcolata tenendo conto dei guasti già avvenuti fino al momento considerato. Ciò consente di stimare in modo aggiornato l'affidabilità residua del sistema e di analizzare come la storia dei guasti influenzi la probabilità di sopravvivenza della macchina.

E' importante sottolineare che il principale contributo di questo lavoro non risiede tanto nel caso di studio applicato al LogiMate, quanto nella metodologia sviluppata. La navetta è stata infatti il primo sistema su cui il modello è stato testato, ma l'obiettivo finale è quello di estendere l'approccio anche ad altre macchine presenti nei vari magazzini, rendendo la metodologia uno strumento trasversale e riutilizzabile. L'applicazione svolta ha mostrato in modo chiaro le potenzialità del modello, ma ha anche evidenziato alcuni limiti che rappresentano, al tempo stesso, delle possibili direttrici di sviluppo. In primo luogo, nel caso del LogiMate è stata considerata esclusivamente una configurazione in serie, scelta coerente con la struttura della macchina ma non sufficiente per rappresentare sistemi più complessi. Uno sviluppo naturale del modello sarà quindi l'introduzione di configurazioni parallele o miste, così da poter analizzare anche sistemi con ridondanze o percorsi alternativi.

Un ulteriore limite riguarda il fatto che tutti i componenti sono stati considerati indipendenti tra loro. Questa ipotesi semplifica l'implementazione, ma non riflette completamente il comportamento reale di macchine complesse, nelle quali possono esistere dipendenze, guasti correlati o effetti a cascata. Inserire la possibilità di modellare tali interazioni rappresenta un passo importante per migliorare l'accuratezza della simulazione.

Un altro possibile sviluppo riguarda la distinzione tra cicli semplici e cicli combinati. Nel modello attuale viene utilizzato un ciclo operativo standard; tuttavia, nella realtà operativa le missioni della navetta possono avere durata, complessità e sollecitazioni diverse. Integrare questa variabilità consentirebbe di ottenere una stima più precisa della vita utile e di analizzare come scenari operativi differenti influenzino il degrado dei componenti.

Guardando più avanti, il modello potrà essere esteso integrando dati real-time da sensori installati a bordo macchina. Questa evoluzione permetterebbe di trasformare il modello da strumento di analisi statica a strumento di prognostica, in grado di stimare la vita residua (RUL) dei componenti sulla base del loro stato effettivo. In parallelo, l'utilizzo di tecniche di machine learning per la predizione dei guasti potrebbe ampliare ulteriormente le capacità del sistema, introducendo un approccio data-driven complementare al modello statistico attuale.

In conclusione, l'affidabilità è un ambito vasto e in continua evoluzione, e il modello sviluppato rappresenta solo il primo tassello di un percorso più ampio. L'azienda ha mostrato la volontà di proseguire su questa strada, migliorando progressivamente la metodologia, ampliandone il campo di applicazione e integrando strumenti sempre più avanzati per ottenere un controllo più accurato e consapevole del comportamento delle proprie macchine.

Ringraziamenti

Raggiungere questo traguardo significa per me un motivo di grande orgoglio e soddisfazione personale. Ci tengo a ringraziare tutti coloro che mi hanno aiutato e mi sono state accanto in questo percorso.

Per iniziare vorrei ringraziare il Professore Francesco Lolli e il Professore Elia Balugani, per la disponibilità, la chiarezza e il supporto costante che hanno dimostrato durante tutto il percorso.

Un grazie speciale va a System Logistics per avermi dato questa opportunità e a Francesco per averne reso possibile l'avvio. In particolar modo, desidero ringraziare Andrea per il costante aiuto, la disponibilità nei miei confronti e l'interesse che ha sempre dimostrato verso questo progetto; tutto ciò mi ha stimolato a dare il meglio di me e a cercare di raggiungere la soluzione migliore possibile. Spero di essere stato all'altezza.

Un sentito ringraziamento va anche a tutti gli altri colleghi, per i momenti piacevoli condivisi e per i preziosi consigli che mi hanno accompagnato lungo questo percorso.

Un doveroso e sentito ringraziamento va alla mia famiglia: ai miei genitori, ai miei fratelli e ai miei nonni, per gli sforzi e i sacrifici fatti, per il supporto e l'incoraggiamento che non sono mai mancati. Grazie per avermi sempre trasmesso serenità e per avermi permesso di scegliere liberamente il mio percorso. Gran parte del merito di questo traguardo è vostro, per i valori e i principi che mi avete insegnato e che continuano a guidarmi ogni giorno.

Non posso non menzionare il mio gruppo Pepas: Arno, Agim, Richi, Cheme, Monta, Gabbo, Pancio, Gio e Wayne. Nonostante a volte mi facciate perdere la pazienza, vi voglio bene come a dei fratelli. Ci conosciamo da quando eravamo bambini e di cose ne abbiamo passate davvero tante: risate infinite, discussioni, serate indimenticabili e momenti che ci hanno fatto crescere insieme. Grazie per esserci sempre

stati, ognuno a modo suo.

Un caloroso ringraziamento va anche ai miei coinquilini della Villa: Monta, Gio, Bea, Sofi. Grazie per i sei mesi trascorsi insieme, per le serate passate a chiacchierare sulle scalinate o sulla terrazza, per le canzoni cantate mentre pulivamo la cucina e persino per quei litigi che, in fondo, ci hanno aiutato a maturare. Insieme abbiamo imparato che a volte bisogna saper rinunciare a qualcosa per il bene comune, e questo ha reso la convivenza un'esperienza che porterò sempre con me.

Vorrei ringraziare i miei compagni ed ex compagni di università. Questi cinque anni, senza di voi, non sarebbero mai stati gli stessi. Mi porterò sempre dietro ricordi bellissimi: dal primo giorno al Buccola fino a oggi, tra esami, risate, ansie condivise e momenti che ci hanno resi un grande gruppo. E, inutile dirlo, sappiamo tutti che tra qualche anno fonderemo insieme la Cruni S.p.A... quindi preparatevi.

Menzione speciale per Jaio, mio compagno di questi due anni in tutto e per tutto, culminati con i cinque mesi vissuti insieme in Spagna. Grazie per aver cucinato tutti i giorni le tue prelibatezze, dato il mio talento decisamente limitato in cucina, ma soprattutto grazie per la tua agitazione e per le tue sventure, che anche nei momenti più improbabili sono riuscite a farmi divertire come poche altre cose.

Un grazie speciale va anche a Dani, per le gioie che mi hai regalato e che porterò sempre con me. Da quel famoso "Oh ma che mecatronici siamo!" avevo già capito quanto sarebbero stati belli quei cinque mesi e il legame che avremmo costruito.

Un doveroso ringraziamento va anche a Marco, Tommy, Lollo e alle tose, Silvia, Emma, Leti e Benny perchè l'Erasmus non sarebbe mai stato lo stesso senza di voi. Grazie per le serate, le cene, i viaggi e per tutta la spensieratezza che abbiamo condiviso insieme in quel periodo. Se mi sono divertito così tanto è sicuramente merito vostro.

Per ultimo, ci tengo a ringraziare me stesso per gli sforzi, la costanza e la determinazione che mi hanno permesso di raggiungere questo traguardo. Non è sempre stato facile, ma sono fiero del percorso che ho compiuto.

Bibliografia

- [1] Lu Zhen and Haolin Li. A literature review of smart warehouse operations management. *Frontiers of Engineering Management*, 9(1):31–55, 2022. doi: <https://doi.org/10.1007/s42524-021-0178-9>.
- [2] Rongxi Wang, Jinjin Xu, and Fumin Chen. Reliability analysis of complex electromechanical systems: State of the art, challenges, and prospects. *Quality and Reliability Engineering International*, 38(8):4598–4628, 2022. doi: <https://doi.org/10.1002/qre.3175>.
- [3] Riccardo Manzini, Alberto Regattieri, Hoang Pham, and Emilio Ferrari. *Maintenance for Industrial Systems*. Springer Series in Reliability Engineering. Springer, 2010. ISBN 9781848822166.
- [4] Vladimir Rykov, Dmitry Kozyrev, Andrey Filimonov, and Nika Ivanova. On Reliability Function of a k-out-of-n System with General Repair Time Distribution. *Probability in the Engineering and Informational Sciences*, 35(4):885–902, 2021. doi: <https://doi.org/10.1017/S0269964820000285>.
- [5] Yanbo Song and Xiaoyue Wang. Reliability Analysis of the Multi-State k-out-of-n: F Systems with Multiple Operation Mechanisms. *Mathematics*, 10(23):4615, 2022. doi: <https://doi.org/10.3390/math10234615>.
- [6] Lennart Ruijters and Mariëlle Stoelinga. Fault Tree Analysis: A Survey of the State-of-the-Art in Modeling, Analysis and Tools. *Reliability Engineering & System Safety*, 142:1–15, 2015. doi: <https://doi.org/10.1016/j.res.2015.01.006>.

- [7] Primož Potočnik and Franc Kamnikar. Event Tree-Based Risk and Financial Assessment for Power Plants. *Energy*, 134:1031–1042, 2017. doi: 10.1016/j.energy.2017.06.081. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832024001960>.
- [8] Valerio Villa et al. A Dynamic Approach to Fault Tree Analysis based on Bayesian Belief Networks. *Chemical Engineering Transactions*, 77:829–834, 2019. doi: <https://doi.org/10.3303/CET1977139>.
- [9] Kishor S. Trivedi. *Probability and Statistics with Reliability, Queuing, and Computer Science Applications*. John Wiley & Sons, 3rd edition, 2016. ISBN 978-1-119-21861-0.
- [10] Yves Dutuit, Eric Chatelet, Jean-Pierre Signoret, and Philippe Thomas. Dependability Modelling and Evaluation by Using Stochastic Petri Nets: Application to Two Test Cases. *Reliability Engineering and System Safety*, 55(2):117–124, 1997. doi: [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(96\)00108-1](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(96)00108-1).
- [11] Wenbin Wang, Liudong Xing, and Enrico Zio. Multi-State System Reliability: A State-of-the-Art Review. *Reliability Engineering & System Safety*, 225:108623, 2022. doi: <https://doi.org/10.1016/j.res.2022.108623>.
- [12] Olga Fink, Manuel Arias Chao, Kai Goebel, Felipe Viana, and Renato Nascimento. Data-driven and Model-based Prognostics under Different Failure Modes: Challenges and Solutions. *Reliability Engineering & System Safety*, 218:108128, 2022. doi: <https://doi.org/10.1016/j.res.2021.108128>.
- [13] Sébastien Aziz et al. Deep Learning for Prognostics and Health Management: State of the Art, Challenges, and Opportunities. *Reliability Engineering & System Safety*, 232:109002, 2023. doi: <https://doi.org/10.1016/j.res.2022.109002>.
- [14] Wikipedia. Distribuzione normale, 2026. URL https://it.wikipedia.org/wiki/Distribuzione_normale.

- [15] Wikipedia. Distribuzione di weibull, 2026. URL https://it.wikipedia.org/wiki/Distribuzione_di_Weibull.
- [16] C. Kalaiselvan and L. Bhaskara Rao. Comparison of reliability techniques of parametric and non-parametric methods. *MethodsX*, 3:387–392, 2016. doi: <https://doi.org/10.1016/j.mex.2016.05.010>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2215098615001640>.
- [17] Zhen Hu and Xiaoping Du. Probabilistic physics-of-failure models for component reliabilities using Monte Carlo simulation and Weibull analysis: a parametric study. *Reliability Engineering & System Safety*, 80(1):29–45, 2003. doi: [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(02\)00271-7](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(02)00271-7).
- [18] System logistics, 2026. URL <https://www.systemlogistics.com/ita/>.
- [19] James K. Starling, Christina Mastrangelo, and Youngjun Choe. Improving Weibull distribution estimation for generalized Type I censored data using modified SMOTE. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021. doi: <https://doi.org/10.1016/j.res.2021.107505>.
- [20] Pratyush Roy. Golden section search algorithm, 2021. URL <https://www.mathworks.com/matlabcentral/answers/757274-golden-section-search-algorithm>.
- [21] Hamdi Alaoui Abdelhafid, Anwar Meddaoui, and Ahmed En-nhaili. Reliable prediction of industrial components Remaining Useful Life using Cox and Weibull models: A Comparative Study. *Data and Metadata*, 4:1102, 2025. doi: <https://doi.org/10.56294/dm20251102>. URL <https://dm.ageditor.ar/index.php/dm/article/view/1102>.