

Università degli Studi di Padova – Dipartimento di Ingegneria Industriale

Corso di Laurea in Ingegneria Meccanica

***Relazione per la prova finale
«L'uso dell'AI nella programmazione della
produzione in ambito aeronautico»***

Tutor universitario: Prof.ssa Serena Finco

Laureanda: Anna Francese, matricola 2105421

Padova, 16/09/2026

- **Definizione**
- **Avvento storico**

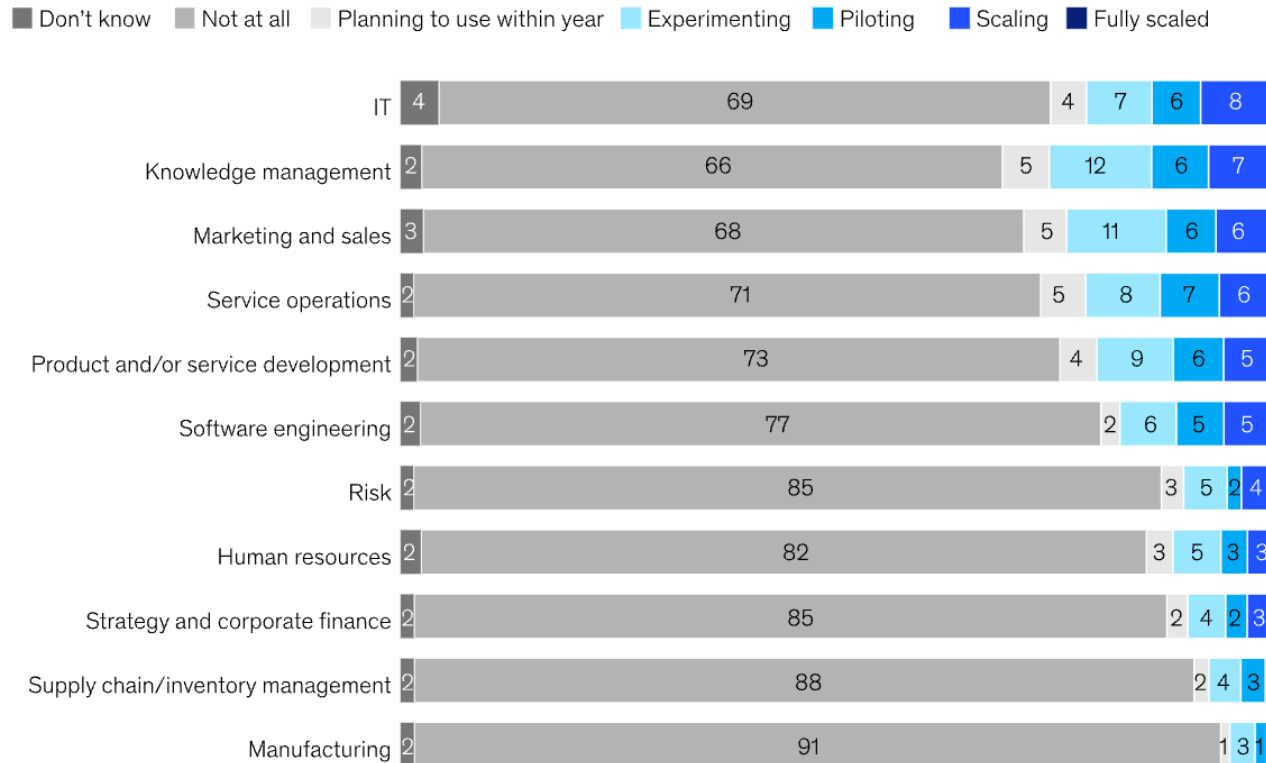
Intelligenza Artificiale (AI)



Machine learning (ML)

1. Apprendimento supervisionato
2. Apprendimento non supervisionato
3. Apprendimento per rinforzo

Phase of AI agent use at respondents' organizations, by business function,¹ % of respondents (n = 1,933)



McKinsey Global Survey on the state of AI (2025)

1

Analisi delle **tecniche AI** più diffuse in ambito industriale, con particolare attenzione ai modelli a sostegno della **programmazione della produzione**

2

Approfondimento delle principali implementazioni AI nelle **industrie aeronautiche**

3

Valutazione dei **benefici** apportati dalle tecniche esposte

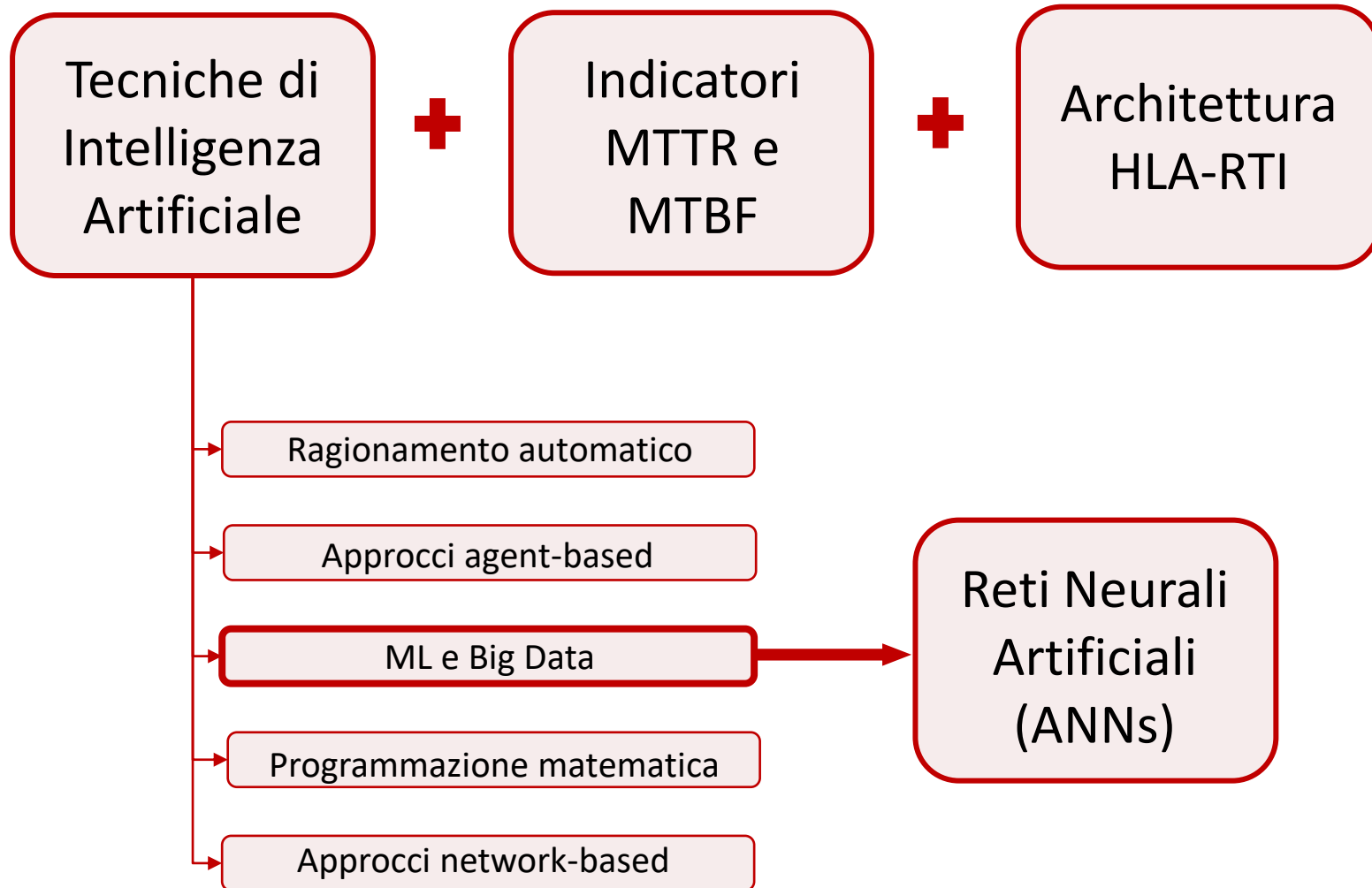
4

Studio delle **prospettive future**

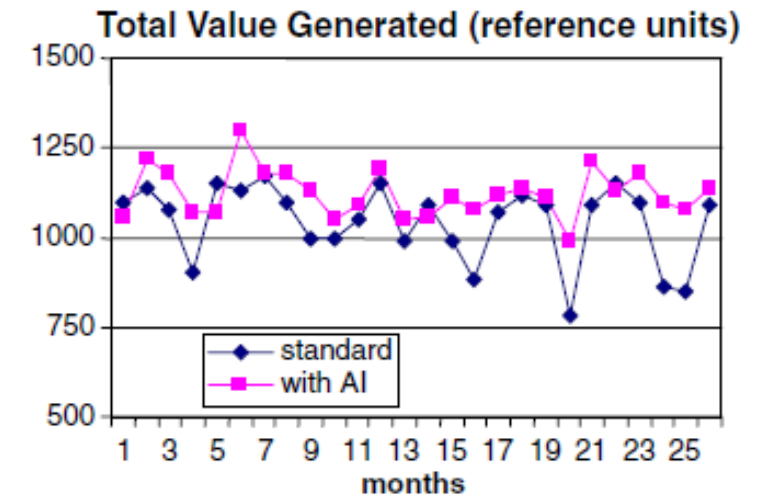
5

Esame di alcuni **casi studio aziendali**





CASO STUDIO IN AZIENDA AERONAUTICA:



Improving the remote scheduling of distributed production with process statistics and AI techniques (2007)

OBIETTIVO: Relazionare la vita utile residua dei macchinari (RUL) con lo scheduling della produzione



Caratterizzati da un doppio livello decisionale (Line level e Resource level), implementato sotto forma di ragionamento automatico rule-based

1

Formazione dell'insieme delle alternative

2

Determinazione dei criteri decisionali

Part flowtime
Payload
Distanza percorsa dal robot
Utilizzo delle risorse

3

Valutazione multi-criterio delle alternative sviluppate

4

Selezione dell'alternativa con il punteggio più alto

PROGETTO THOMAS



THOMAS Open Production Station D6.2 (2019)

Confronto dei tempi di ciclo:

Operazione	Lavorazione manuale	THOMAS M49
Foratura	2,17 min	1,12 min
Carteggiatura	0,2 h/m ²	0,13 h/m ²
Ispezione rivetti	5 s	0,67 s

Semantic-driven Real-time Scheduling Approach: integrazione di un modello di grafo di conoscenza con un algoritmo di apprendimento per rinforzo profondo multi agente

Knowledge Graph Method - KGM

- Rappresentazione semantica dell'ambiente produttivo
- Regole logiche per rispondere ai disturbi dinamici

Multi-Agent Soft Actor-Critic - MASAC

AGENTE MA

Associa una macchina a ciascun prodotto

AGENTE OS

Stabilisce la sequenza di lavoro sulla macchina

Ambiente produttivo

- Recepimento dagli agenti
- Riprogrammazione della produzione
- Invio di un feedback agli agenti che rispecchia l'efficacia delle scelte effettuate

SFIDA: soddisfare tolleranze fino a 0,005 mm su un quantitativo di componenti assai elevato (~ 684000 componenti mensili per azienda)

La nuova architettura basata su AI per il controllo qualità

SAP AI Core

Reti neurali convoluzionali multi-stadio per il rilevamento dei difetti

Analizza 180 immagini ad alta definizione al secondo, con un'accuratezza del 99,3%

SAP S/4HANA Manufacturing

Traccia tutti i dati di ogni componente, tramite digital thread

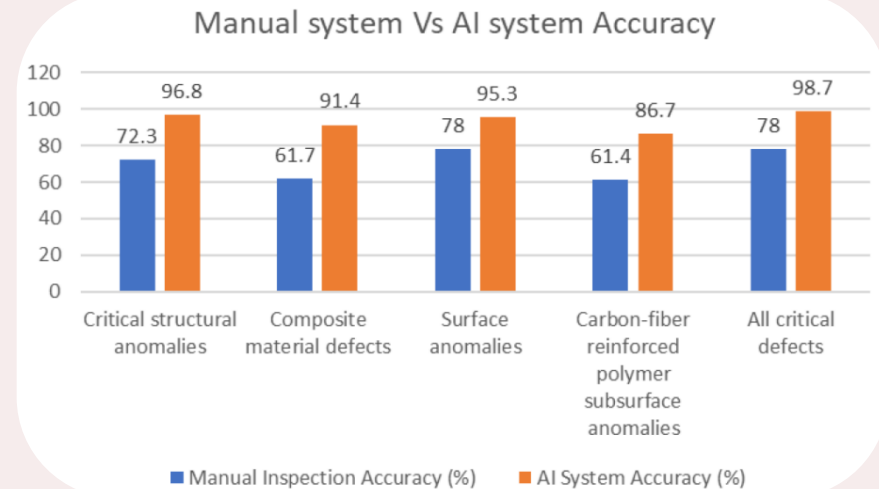
SAP Integration Suite

Matrici decisionali che, rilevato il difetto, stabiliscono gli interventi da attuare al piano di produzione

Blocca il 97,1% dei componenti difettosi

Risultati

- Il miglioramento più significativo riguarda il riconoscimento di anomalie nei prodotti in materiale composito, con un aumento in accuratezza del 29.7%
- Durata di ispezione ridotta del 73%



AI-Driven Automation for Aerospace Manufacturing: Enhancing Quality Control through Integrated Systems (2025)

IL CASO BOEING – L'ARCHITETTURA PIXI-DUST

PIXel Identification Despite Uncertainty in Sensor Technology (PIXI-DUST): metodo di shimming predittivo che mira a predire i gap tra le componenti di un aeromobile sulla base dei dati storici di produzione

Robust Principal Component Analysis (RPCA)

- Estrae pattern ricorrenti dai dati storici
 - Evidenzia i valori anomali (outlier)
 - Sfrutta la decomposizione ai valori singolari per ottenere tre matrici, che riportano i pattern dominanti sulla struttura, il loro contributo sui dati storici di partenza e il loro impatto sull'aeromobile specifico

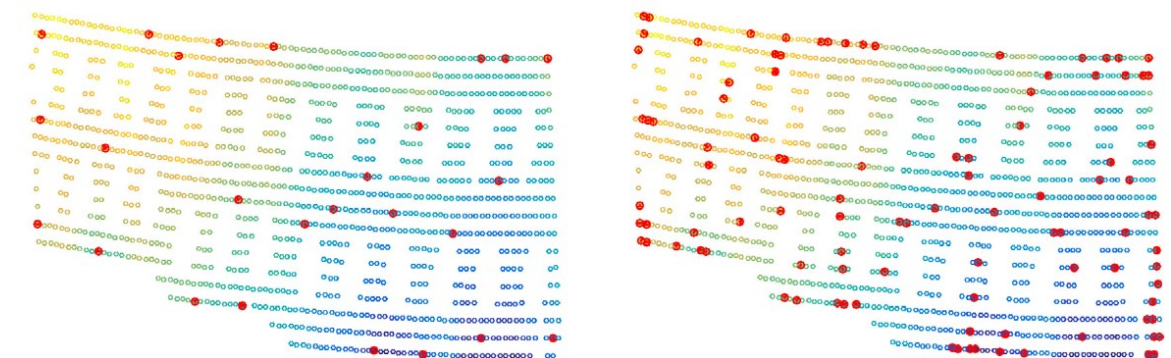
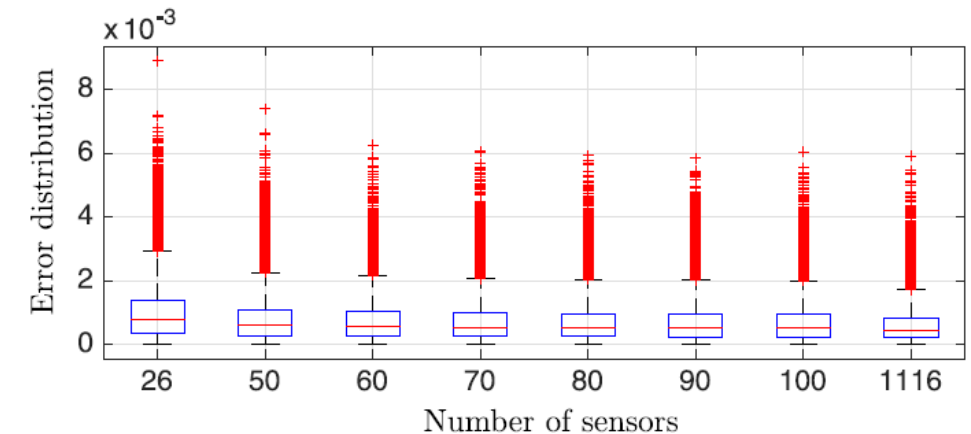
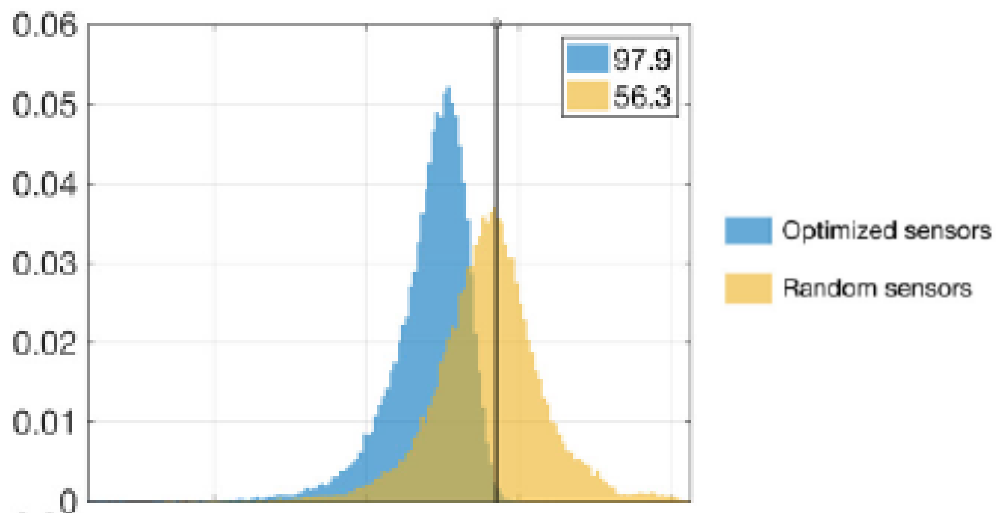
Ottimizzazione dei sensori sparsi

- Determina le posizioni di misura più informative per ricostruire l'intero stato della struttura
- Minimizza i punti di raccolta dei dati

DATASET: 10076 misure acquisite su 54 aeroplani Boeing dello stesso tipo. La metodologia viene addestrata ripetutamente su 53 aeromobili, lasciando il 54-esimo per la validazione.

RISULTATI GENERALI: 31 pattern ricorrenti, 100 posizioni di misura ottimali, l'87% degli errori assoluti tra valore reale e valore predetto dei gap inferiore alla tolleranza predefinita di 0,005 pollici.

Shim	1	2	3	4	5	6	7
Accuratezza [%]	97,90	98,05	99,82	99,94	99,99	99,03	99,97
Posizioni ottimali	26	26	25	26	25	26	25
Posizioni totali	1003	1116	453	692	709	768	664



(a) 26 sensors

(b) 100 sensors



Grazie per l'attenzione!