



UNIVERSITÀ
POLITECNICA
DELLE MARCHE

FACOLTA' DI INGEGNERIA

CORSO DI LAUREA TRIENNALE IN INGEGNERIA MECCANICA

VALUTAZIONE E CONFRONTO DI STRUMENTI DI
PREVENTIVAZIONE DEL COSTO: DEEP LEARNING VS EXPERT
SYSTEMS

EVALUATION AND COMPARISON OF COST ESTIMATION
TOOLS: DEEP LEARNING VS EXPERT SYSTEMS

RELATORE:

PROF. MARCO MANDOLINI

TESI DI LAUREA DI:

JACOPO ALESSANDRINI

ANNO ACCADEMICO 2025-2026

Dedica

I. Ringraziamenti

xxxxxxxxxxxxxxxx

II. Sommario

I. Ringraziamenti	1
II. Sommario	i
III. Elenco delle figure	iii
IV. Elenco delle tabelle	iv
V. Elenco dei prompt	v
VI. Elenco degli acronimi	vi
Abstract	1
1 Introduzione	3
1.1 Il Ruolo del Cost Engineering	3
1.2 I sistemi tradizionali e gli strumenti innovativi	4
1.3 Obiettivo dell'attività	5
1.4 Struttura dell'elaborato	6
2 Stato dell'arte nel Cost Engineering	7
2.1 L'approccio Empirico-Intuitivo	7
2.2 La preventivazione Parametrico-Statistica e Analitica	8
2.3 L'Ingegneria dei Costi Digitale: Sistemi CACE	10
2.4 I Limiti Operativi e Tecnologici dello Stato dell'Arte	11
3 L'Evoluzione dell'Intelligenza Artificiale	13
3.1 La Storia	13
3.1.1 La Genesi Teorica (anni '30 -'50)	13
3.1.2 I primi modelli (anni '50 -'70)	14
3.1.3 I Primi Inverni e i Sistemi Esperti (anni '70 -'90)	15
3.1.4 L'esplosione dell'IA Generativa (anni 2000 - oggi)	15
3.2 Definizione e Architettura dei Large Language Models	16
3.2.1 Il Concetto di LLM	16
3.2.2 L'Architettura Transformer	18
3.3 Gli LLM presi in esame: ChatGPT e Gemini	19
3.3.1 Rapido Confronto: le differenze chiave	19
4 Metodologia	21

4.1	Definizione del Workflow Comparativo	21
4.2	La struttura del Prompt	23
4.3	Indicatori Statistici di Scostamento	25
5	Casi Studio	26
5.1	Selezione dei Componenti Meccanici	26
5.2	Expert System: LeanCOST	28
6	Analisi e Discussione dei Risultati	30
6.1	Aggregated Total Cost Analysis	30
6.2	Cost Component Breakdown Analysis	33
6.2.1	CCBA: Raw Material Breakdown	34
6.2.2	CCBA: Accessory Breakdown	35
6.2.3	CCBA: Setup Breakdown	36
6.2.4	CCBA: Machining Breakdown	37
6.3	Error and Bias Analysis	38
6.4	Manufacturing Complexity Analysis	41
7	Conclusioni e Prospettive Future	44
	Appendice A – Raccolta dei componenti analizzati	47
	Appendice B – Raccolta dei prompt utilizzati	52
	Bibliografia	57

III. Elenco delle figure

Figura 1 Confronto delle prestazioni di diversi modelli linguistici di intelligenza artificiale (LLM) secondo l'Artificial Analysis Intelligence Index (AAII). Punteggi più elevati indicano migliori prestazioni complessive.....	17
Figura 2 Rappresentazione di una possibile architettura di una rete neurale artificiale.	18
Figura 3 Logo di ChatGPT, OpenAI.	20
Figura 4 Logo di Gemini, Google.	20
Figura 5 Flowchart del flusso di lavoro adottato.	22
Figura 6 PART_04: Forcella.	26
Figura 7 PART_05: Supporto Cuscinetto.....	27
Figura 8 Logo di LeanCOST, Hyperlean.....	28
Figura 9 Schermata principale della piattaforma LeanCOST.....	29
Figura 10 Grafico Aggregated Total Cost Analysis	31
Figura 11 Grafico Bias Analysis.....	40
Figura 12 Gemini Average Mae.....	43
Figura 13 ChatGPT Average MAE.....	43
Figura A. 1 Modello tridimensionale "Flangia" (PART_01).....	47
Figura A. 2 Modello tridimensionale "Piastra" (PART_02)	47
Figura A. 3 Modello tridimensionale "Alberino" (PART-03).....	48
Figura A. 4 Modello tridimensionale "Forcella" (PART_04).....	48
Figura A. 5 Modello tridimensionale "Supporto Cuscinetto" (PART_05).....	49
Figura A. 6 Modello tridimensionale "Guida" (PART_06).....	49
Figura A. 7 Modello tridimensionale "Raccordo Idraulico" (PART_07)	50
Figura A. 8 Modello tridimensionale "Ugello" (PART_08).....	50
Figura A. 9 Modello tridimensionale "Mozzo Dentato" (PART_09).....	51
Figura A. 10 Modello tridimensionale "Staffa" (PART_10).....	51

IV. Elenco delle tabelle

Tabella 1 Distinta Componenti	27
Tabella 2 ATCA: costo medio totale componente	31
Tabella 3 ATCA: Forecast Accuracy.....	32
Tabella 4 CCBA: MAPE per voce di costo.....	33
Tabella 5 CCBA: Raw Material breakdown	34
Tabella 6 CCBA: Accessory breakdown.....	35
Tabella 7 CCBA: Setup Breakdown.....	36
Tabella 8 CCBA: Machining Breakdown.....	37
Tabella 9 Bias Analysis Breakdown	38
Tabella 10 Criterio di suddivisione dei componenti.....	41
Tabella 11 CTA: Gemini Case.	41
Tabella 12 CTA: ChatGPT case.	42

V. Elenco dei prompt

Prompt B. 1 PART_01..... 52

Prompt B. 2 PART_02..... 52

Prompt B. 3 PART_03..... 53

Prompt B. 4 PART_04..... 53

Prompt B. 5 PART_05..... 54

Prompt B. 6 PART_06..... 54

Prompt B. 7 PART_07..... 55

Prompt B. 8 PART_08..... 55

Prompt B. 9 PART_09..... 56

Prompt B. 10 PART_10..... 56

VI. Elenco degli acronimi

- ATCA** – Aggregated Total Cost Analysis
- CACE** – Computer-Aided Cost Estimating
- CAD** – Computer-Aided Design
- CAPE** – Computer-Aided Process Planning
- CBR** – Case-Based Reasoning
- CCBA** – Cost Component Breakdown Analysis
- CEF** – Cost Estimation Formula
- DTC** – Design to Cost
- EBA** – Error and Bias Analysis
- FR** – Feature Recognition
- GenAI** – Intelligenza artificiale generativa
- GPU** – Unità di elaborazione grafica
- IA** – Intelligenza artificiale
- LLM** – Large language models
- MAE** – Mean absolute error
- MAPE** – Mean absolute percentage error
- MCA** – Manufacturing Complexity Analysis
- ME** – Mean error
- MPE** – Mean percentage error
- SNARC** – Stochastic neural analog reinforcement calculator

Abstract

La preventivazione e l'analisi dei costi di fabbricazione di componenti meccanici rappresentano ormai uno dei punti cardine per la sostenibilità aziendale nel settore manifatturiero. L'obiettivo di ogni realtà industriale è abbattere i costi e minimizzare gli sprechi: per questo motivo, il presente lavoro di tesi, svolto nell'ambito di un'attività di tirocinio, mira ad analizzare, confrontare e valutare gli strumenti utilizzati nell'ambito del Cost Engineering.

Tradizionalmente questo tipo di attività viene affidato a software specializzati, ma con l'avvento dell'intelligenza artificiale e dell'evoluzione dei Large Language Models (LLM), la sfida di questo lavoro risiede nell'esaminare le prestazioni, l'affidabilità e l'efficacia di modelli quali Gemini e ChatGPT mettendoli a confronto con le preventivazioni effettuate da un software esperto come LeanCOST.

L'analisi è stata effettuata attraverso un caso studio che prevedesse l'utilizzo di dieci componenti meccanici di diversa natura, geometria e grado di precisione e tolleranze richieste, sottoposti ai due diversi estimatori e successivamente analizzati per verificarne la bontà dei risultati ottenuti rispetto alle previsioni di LeanCOST.

I risultati evidenziano nel complesso un errore medio assoluto percentuale del 17% per Gemini e del 25% per ChatGPT a fronte di un costo medio per componente di 12,11€ (stimato da LeanCOST). Analizzando le “allucinazioni” degli LLM, è possibile dedurre una tendenza a sovrastimare i costi, soprattutto nelle voci di costo di “setup” e “machining”.

In conclusione, è possibile affermare che gli LLM ad oggi possono essere uno strumento di supporto di notevole aiuto qualora si desideri ottenere una stima preliminare e rapida del prezzo finale di fabbricazione di un determinato componente; mentre per un’analisi più dettagliata e rigorosa di tutte le voci di costo è bene affidarsi a software robusti e avanzati come LeanCOST.

1 Introduzione

Il presente elaborato di tesi si inserisce nel contesto dell'innovazione tecnologica applicata ai processi manifatturieri, con l'obiettivo di analizzare le capacità dell'attuale intelligenza artificiale rispetto alle tradizionali metodologie impiegate nella preventivazione dei costi.

Il mercato attuale è caratterizzato da una continua evoluzione, oltre ad essere iper-competitivo, per questo motivo risulta indispensabile per le aziende essere al passo con la tecnologia. Affinchè ciò sia possibile, è necessario avere una sostenibilità aziendale ben pianificata, ottime strategie di comunicazione e un'alta efficienza dei processi di preventivazione, indispensabile per abbattere costi e risorse e mantenere alta la competitività aziendale nel lungo periodo.

L'obiettivo dell'attività è di confrontare le prestazioni dei Large Language Models (LLM) quali Gemini e ChatGPT con le preventivazioni effettuate da un software di riferimento come LeanCOST, testandoli su dieci differenti componenti.

1.1 Il Ruolo del Cost Engineering

L'obiettivo principale dell'ingegneria dei costi è mantenere la sostenibilità sulle spese e determinare risorse e costi necessari già nella fase preliminare di progettazione.

Proprio per questo motivo, l'approccio che viene attualmente utilizzato è quello del "Design to Cost" (DTC) ossia un metodo in cui il costo di un determinato prodotto viene fissato a priori come esigenza fondamentale.

In questo modo, è possibile ottenere previsioni dei costi in anticipo, ottimizzare le scelte su materiali, processi e design e soprattutto evitare spese onerose.

L'utilizzo di questa strategia, a discapito del metodo tradizionale ossia progettare e infine determinare il costo finale, permette di migliorare l'efficienza produttiva evitando sovra-progettazioni inutili e di minimizzare i rischi.

1.2 I sistemi tradizionali e gli strumenti innovativi

Le metodologie utilizzate per la preventivazione di componenti meccanici sono molteplici, è possibile suddividerli in sistemi tradizionali e strumenti innovativi.

In passato uno dei metodi più utilizzati era quello della "Stima Empirica" ossia esisteva una figura professionale "il preventivatore" che basandosi sull'esperienza e sul confronto di parti precedentemente analizzate, riusciva a fornire stime rapide e ideali per pezzi semplici.

Fondendo formule matematiche ad alcuni parametri fondamentali si ottiene una "Preventivazione Parametrica", oppure analizzando il ciclo di lavorazione di un componente viene calcolato il tempo macchina, tempo di setup e tempo di carico/scarico, moltiplicati per il costo orario della macchina e dell'operatore è possibile ottenere una "Preventivazione Analitica".

Successivamente con l'evoluzione della tecnologia e con l'avvento dei software "Computer-Aided Design" (CAD) è stato possibile utilizzare strumenti innovativi che grazie all'ausilio del disegno 3D riescono a generare preventivi di costo di qualsiasi tipo di componente. Questo gruppo di software rientra ad oggi, nel principale metodo di stima dei costi di componenti nell'industria manifatturiera, poiché garantiscono stime precise ed efficienti, al contrario però richiedono tecnici esperti, licenze costose e l'inserimento di parametri manuali.

Con l'esplosione dell'intelligenza artificiale, il settore manifatturiero vede un'opportunità di abbattimento di costi e riduzione dei tempi, superando i limiti degli attuali software in uso. Difatti potrebbe bastare inserire un prompt dedicato per ottenere un preventivo in pochi secondi, ma il nodo cruciale della questione è: Riusciranno gli LLM a rimpiazzare i software attualmente in uso, garantendo precisione ed affidabilità? Questo quesito rappresenta la vera sfida che tratterà quest'attività di tesi.

1.3 Obiettivo dell'attività

Per testare le capacità degli LLM sono stati scelti dieci componenti con diverse caratteristiche e tecnologia di fabbricazione; tramite un prompt strutturato con gli input e gli output richiesti sono stati effettuati i test su Gemini e ChatGPT mentre come preventivo di riferimento è stato utilizzato LeanCOST, software esperto nella preventivazione del costo.

Il vero valore del risultato non sta nel vedere di quanto un preventivo si avvicini di più al prezzo finale, bensì di capire dove e in quale voce di costo gli LLM soffrono di più le "allucinazioni" causate dalla loro natura probabilistica.

1.4 Struttura dell'elaborato

L'elaborato è stato sviluppato in sette capitoli, qui vi è fornito un breve preambolo per ogni capitolo:

1. Definizione del contesto, breve illustrazione del Cost Engineering, metodi per la preventivazione del costo, obiettivi e struttura dell'elaborato.
2. Analisi dello stato dell'arte nel Cost Engineering.
3. Il mondo dell'intelligenza artificiale e il funzionamento degli LLM.
4. Presentazione del flusso di lavoro.
5. Presentazione dei casi studio: i componenti utilizzati e il software.
6. Analisi e discussione dei risultati ottenuti.
7. Conclusione e sviluppi futuri.

2 Stato dell'arte nel Cost Engineering

Per entrare al meglio nell'argomento e comprendere le potenzialità dell'intelligenza artificiale nel mondo dell'ingegneria dei costi, è utile andare a ritroso e ripercorrere tutti i passi del percorso storico e tecnologico che ha caratterizzato questa disciplina fino ad'oggi.

Questo capitolo descrive lo stato dell'arte del Cost Engineering attraverso un approccio cronologico, suddiviso in tre generazioni tecnologiche: a partire dal metodo della "Stima Empirica" attraverso la figura del "Preventivatore", passando ai modelli di stima parametrica, fino ad arrivare agli attuali software esperti integrati con i principali strumenti di modellazione CAD 3D.

2.1 L'approccio Empirico-Intuitivo

Agli albori di questa disciplina troviamo il metodo della "Stima Empirica", ossia l'applicazione dell'esperienza. Questo può avvenire attraverso il background del "Preventivatore" oppure utilizzando sei sistemi più strutturati: regole, database o alberi decisionali.

Secondo quanto scritto in [1] esiste una metodologia chiamata “Case-Based Reasoning” (CBR) che consiste nel utilizzare progetti già realizzati come riferimento per stimare il costo di un nuovo componente. Tra i vantaggi si ha sicuramente una riduzione del tempo di stima, prevedere caratteristiche progettuali ed evitare di cominciare da zero. Il limite principale invece risiede nel fatto che si tratta di un metodo soggettivo, di conseguenza le stime possono risultare non sempre accurate e precise come dovrebbero.

2.2 La preventivazione Parametrico-Statistica e Analitica

Come descritto in [2] i metodi analitici per la preventivazione del costo consistono nello andare a scomporre il ciclo di lavorazione di una determinata parte in operazioni, unità elementari e attività utilizzate durante la fabbricazione del prodotto.

Il costo finale sarà espresso come la somma tra le voci precedentemente riportate.

Generalmente il punto a favore di questo metodo risiede in stime molto accurate ma allo stesso modo richiedono tempi elevati e informazioni dettagliate.

L’impiego di tecniche parametriche ci permette di passare dalle sensazioni ai numeri, formule e relazioni. In questo caso il costo del prodotto viene determinato attraverso l’uso di parametri principali del processo produttivo e l’utilizzo di formule.

Utilizzando questo metodo è possibile ottenere una buona affidabilità sulle stime anche per parti molto distinte ed inoltre è possibile utilizzare software basati su questo approccio; allo stesso tempo però bisogna disporre dei dati necessari per l’utilizzo delle relazioni.

Secondo P. Duverlie and J. M. Castelain in [3] è possibile identificare i metodi parametrici in tre diversi tipi:

Il “Metodo delle Scale”, applicato principalmente su componenti semplici, il cui principio si basa sul considerare un parametro tecnico dominante (ad esempio: volume, peso o lunghezza) e utilizzare un costo unitario di riferimento associato al parametro scelto. La stima viene svolta confrontando il prodotto in esame con parti già esaminate aventi caratteristiche simili, difatti questo metodo si colloca a metà strada tra il metodo analogico e quello parametrico.

Il secondo metodo ossia quello dei “Modelli Statistici” risulta essere simile a quello del metodo analitico precedentemente descritto ma in questo caso, ciascuna voce viene rappresentata da una formula specifica. I tre elementi fondamentali sono: specifiche tecniche del prodotto, relazioni matematiche e costanti determinate tramite analisi statistica.

Il terzo ed ultimo metodo sono le “Cost Estimation Formula” (CEF) ossia semplici equazioni matematiche che legano il costo con un numero di parametri tecnici.

I parametri possono essere “Fisici” ossia descrivono le caratteristiche funzionali del prodotto (come massa, volume, potenza) oppure “Dimensionali” (dimensioni geometriche, spessori ecc..). Solitamente vengono utilizzati da due a cinque parametri poiché un numero maggiore renderebbe la formula troppo complessa e poco pratica.

2.3 L'Ingegneria dei Costi Digitale: Sistemi CACE

La terza generazione degli strumenti utilizzati nella preventivazione del costo ha dato una vera e propria svolta alla disciplina, passando dai metodi parametrici a software capaci di effettuare analisi e simulazioni garantendo stime reali su tempi e costi necessari per la realizzazione del prodotto.

La nascita di strumenti di modellazione tridimensionale CAD ha permesso di integrare il disegno 3D nel mondo dell'ingegneria dei costi, dando vita ai sistemi Computer-Aided Cost Estimating (CACE) , strumenti di calcolo di tipo puramente analitico.

Come riportato in [4] l'integrazione e l'automazione dei sistemi CAD in Computer-Aided Process Planning (CAPP) è stata resa possibile grazie all'introduzione di una tecnologia chiave: la Feature Recognition (FR).

Il suo scopo è quello di estrarre informazioni semantiche e geometriche di rilevanza manifatturiera partendo dal modello CAD 3D, permettendo quindi di svolgere un'analisi automatica sulla geometria dei modelli di qualsiasi forma e dimensione.

Attualmente sono numerosi i software sviluppati con questa tecnologia e immessi nel mercato, tra i più importanti troviamo: aPriori [5], SolidWorks Costing [6], Siemens Teamcenter Product Cost Management [7] e molti altri ancora.

Analizzando le soluzioni software attualmente disponibili sul mercato, emerge come i moderni strumenti non si limitino alla sola stima del costo di produzione del componente: come riportato in [8] essi integrano funzionalità che consentono di determinare il costo complessivo del prodotto, il costo aziendale (inclusi i costi indiretti) e il relativo prezzo di vendita per ottenere margini di guadagno prestabiliti. Per supportare le stime, inoltre, mettono a disposizione strumenti per la gestione delle risorse aziendali come: censimento dipendenti, schede macchine (incluso ammortamento, consumo elettrico, usura e manutenzione), listino dei materiali e prezzi, le anagrafiche dei clienti e altri dati utili alla realizzazione del preventivo.

2.4 I Limiti Operativi e Tecnologici dello Stato dell'Arte

Nonostante i software esperti di preventivazione del costo rappresentino l'attuale standard di adozione industriale, la loro diffusione ha generato una serie di limiti operativi e tecnologici insuperati.

Se da un lato si è ottenuta una preventivazione analitica e rigorosa, dall'altro si è introdotto un nuovo elemento critico: la rigidità procedimentale dei sistemi, che sposano male le attuali dinamiche di un mercato in continua evoluzione.

Il principale vincolo risiede nella natura deterministica dei software; un'attuale sistema richiede l'inserimento di un input perfetto, comprendente tutti i dati necessari per realizzare il preventivo di costo.

Se il modello CAD 3D dovesse presentare problemi dovuti all'esportazione in formati standard internazionali come lo STEP, questo bloccherebbe l'intero processo di stima, richiedendo interventi di operatori manuali. Difatti, come descritto in [9], l'utilizzo di questi sistemi risulta essere vincolato alla presenza di personale esperto, necessario per inserire dati realistici, scegliere i processi o le strategie di fabbricazione corretti e interpretare criticamente i risultati dei preventivi ottenuti. Un ulteriore fattore da non sottovalutare risiede nell'acquisto delle licenze commerciali, fondamentali per l'utilizzo dei software di ultima generazione.

La rigidità dell'utilizzo di software esperti è in contrapposizione con la precisione e l'affidabilità di essi: l'integrazione dell'intelligenza artificiale negli strumenti di preventivazione del costo, nasce proprio per colmare questa lacuna, superare la rigidità procedimentale dei sistemi grazie alla loro natura probabilistica e alla capacità di apprendere dati in modo più naturale.

3 L'Evoluzione dell'Intelligenza Artificiale

Il progresso tecnologico dell'intelligenza artificiale e i limiti operativi degli strumenti di terza generazione hanno spinto il mondo dell'ingegneria industriale ad esplorare nuovi sistemi, più flessibili e ideali per il mercato attuale.

In questo capitolo si analizza l'architettura matematica su cui sono basati i Large Language Models , in particolare ChatGPT e Gemini, i due modelli presi in esame per questo studio.

3.1 La Storia

Nonostante l'adozione di massa dell'intelligenza artificiale sia un fenomeno esploso negli ultimi anni recenti, è bene sapere che per capire da dove tutto è iniziato è necessario fare un breve passo indietro di circa un secolo.

Come descritto in [10] fu il 1914 quando l'ingegnere spagnolo Leonardo Torres y Quevedo presentò la prima macchina per giocare a scacchi, predisposta di elettromagneti e completamente automatizzata.

3.1.1 La Genesi Teorica (anni '30 -'50)

Nei primi anni '30 logici e matematici iniziarono a pensare a come formalizzare il pensiero umano attraverso operazioni matematiche.

Alan Turing, celebre matematico pubblicò nel 1950 un articolo [11] in cui viene proposto il noto “Test di Turing” ossia un criterio per valutare se una macchina può mostrare un comportamento intelligente indistinguibile da quello umano.

Presto divenne un concetto fondamentale per lo studio dell’intelligenza artificiale (IA) che si divise in due tipologie di approcci: l’approccio “Top-Down” basato sulla programmazione di regole logiche e l’approccio “Bottom-Up” ispirato alla struttura biologica dei neuroni umani.

3.1.2 I primi modelli (anni '50 -'70)

Nel 1950 Marvin Minsky e Dean Edmonds realizzarono la prima rete neurale artificiale, Lo Stochastic Neural Analog Reinforcement Calculator (SNARC) è stato progettato per simulare il comportamento di un topo in un labirinto. [12]

Nel 1955 fù coniato per la prima volta il termine “intelligenza artificiale” in un seminario ed è considerato la nascita ufficiale dell’IA. [13]

.Come riportato in [10]nel 1957, Frank Rosenblatt, psicologo e informatico sviluppò una prima rete neurale artificiale in grado di riconoscere modelli complessi attraverso un sistema di machine learning a doppio strato.

Nel 1970 Marvin Minsky previde che entro tre/otto anni l’IA avrebbe raggiunto l’intelligenza di un essere umano medio. [14]

3.1.3 I Primi Inverni e i Sistemi Esperti (anni '70 -'90)

La previsione ambiziosa di Minsky si rivelò decisamente ottimistica: difatti negli anni '70 la ricerca subì un brusco rallentamento, noto come “Inverno dell'IA”, a causa di tagli ai finanziamenti legati alla ricerca e una potenza di calcolo disponibile che era insufficiente per simulare il pensiero umano.

Negli anni 80 il progresso continuò, con l'aumento dello sviluppo dei sistemi esperti progettati in ambiti specifici per imitare il processo di decisione di un umano.

Nel 1986 David Rumelhart, Geoffrey Hinton e Ronald Williams pubblicarono un articolo [15] in cui descrissero l'algoritmo di retro propagazione. Questo divenne in futuro la base per il moderno deep learning, suscitando di nuovo interesse nell'ambito e superando limiti evidenziati in precedenza: difatti nel 1989 Yann LeCun e un team di ricercatori di AT&T Bell Labs applicarono l'algoritmo ad una rete neurale multistrato [16], questo rappresenta una delle prime applicazioni pratiche del deep learning che utilizza reti neurali convuluzionali.

3.1.4 L'esplosione dell'IA Generativa (anni 2000 - oggi)

Con l'aumentare della potenza di calcolo disponibile si rivoluziona l'applicazione dell'IA, consentendo ai ricercatori di addestrare modelli più estesi e complessi aumentandone il rendimento.

Il passaggio all'apprendimento dei dati (data-driven), permette ai sistemi di riconoscere pattern e correlazioni in autonomia, grazie alla mole di dati e immagini presenti sul web: nel 2017 Google ideò l'architettura "Transformer" che divenne la base degli attuali e moderni Modelli Linguistici di Grandi Dimensioni .

Nel 2020 OpenAI introdusse GPT-3, un modello linguistico avente 175 miliardi di parametri, capace di generare autonomamente testi, immagini e audio, segnando l'inizio dell'era dell'IA Generativa.

3.2 Definizione e Architettura dei Large Language Models

I Modelli Linguistici sono dei sistemi di Intelligenza Artificiale Generativa (GenAI) che attraverso l'elaborazione del linguaggio naturale riescono a comprendere e generare il linguaggio umano.

3.2.1 Il Concetto di LLM

I Modelli Linguistici di Grandi Dimensioni rientrano nella famiglia degli GenAI e sono i più potenti: vengono addestrati utilizzando quantità enormi di dati tramite algoritmi avanzati di Machine Learning per apprendere il linguaggio umano scritto sottoforma di "prompt".

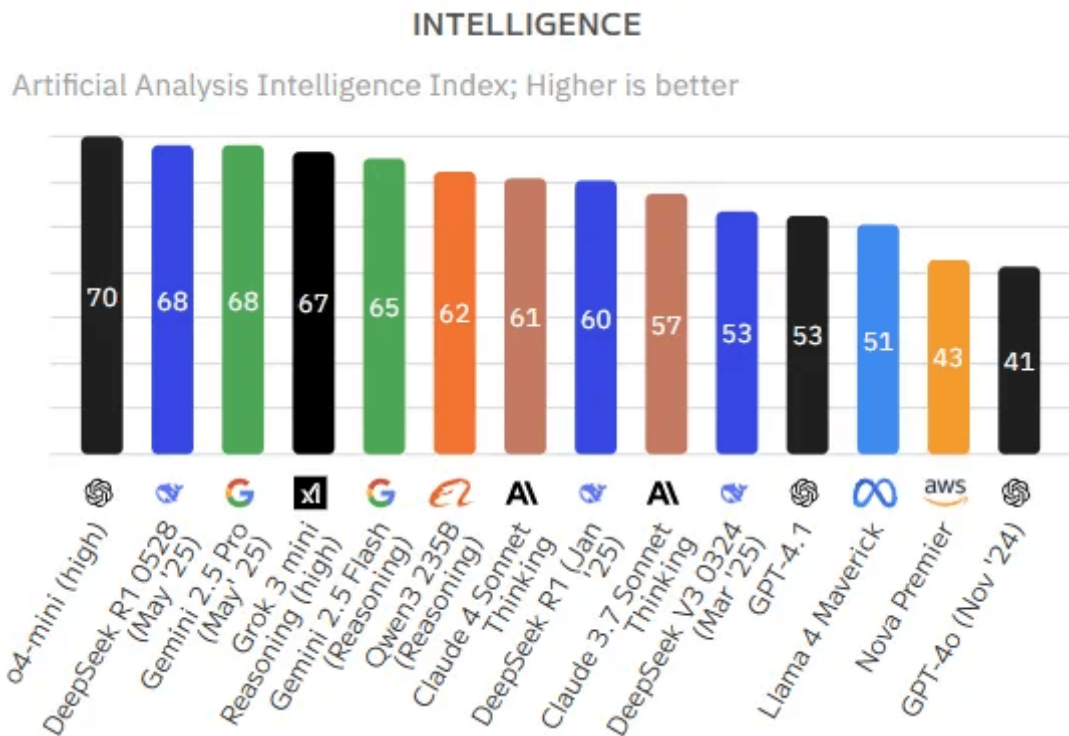


Figura 1 Confronto delle prestazioni di diversi modelli linguistici di intelligenza artificiale (LLM) secondo l'Artificial Analysis Intelligence Index (AAII). Punteggi più elevati indicano migliori prestazioni complessive.

Come descritto in [17] le principali funzionalità includono:

- Comprensione del linguaggio naturale: sono in grado di comprendere testi scritti, comprendendo il contesto e le relazioni tra le parole;
- Generazione di contenuti multimodale: possono produrre testo, immagini, audio e molto altro;
- Risposta alle domande: gli LLM riescono a rispondere in maniera accurata e pertinente;
- Scalabilità: sfruttando la unità di elaborazione grafica (GPU) possono svolgere task su larga scala e adattarsi a contesti aziendali.

3.2.2 L'Architettura Transformer

Gli LLM si basano dalle reti neurali artificiali, strutturate similamente al cervello umano. Queste reti sono composte da strati di nodi interconnessi tra cui: un input, uno o più strati intermedi ed un output.

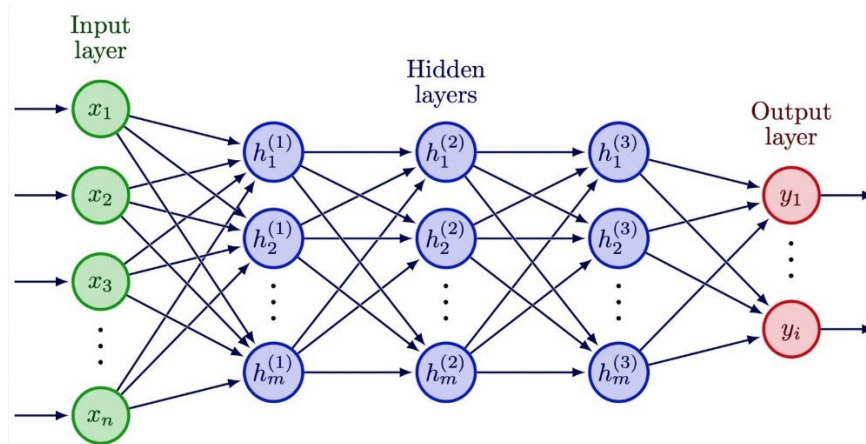


Figura 2 Rappresentazione di una possibile architettura di una rete neurale artificiale.

Originariamente venivano utilizzate delle reti neurali di tipo ricorrente, basate sull'analisi parola per parola. Questo approccio presentava però un grosso limite: la perdita della memoria a lungo termine, ossia il modello tendeva a trascurare le prime parole inserite all'aumentare della lunghezza della frase, compromettendo la comprensione effettiva del testo.

La svolta avviene nel 2017 quando un team di ricerca di Google pubblica un saggio rivoluzionario [18] in cui venne introdotto l'architettura "Transformer" e il meccanismo di "Self-Attention". Il modello "Transformer" riesce ad analizzare l'intero blocco di testo inserito (prompt) grazie all'adozione della tecnica chiamata "Self-Attention" in cui viene automaticamente assegnata ad ogni parola della frase, un peso statistico che permette di esprimere una correlazione tra ogni singola parola a prescindere dalla lunghezza della frase. Questa architettura diventa quindi fondamentale per elaborare enormi quantità di dati.

3.3 Gli LLM presi in esame: ChatGPT e Gemini

La presente attività di tesi ha previsto l'analisi e il confronto di due tra i modelli linguistici di frontiera più utilizzati al mondo: ChatGPT, sviluppato da OpenAI, e Gemini, sviluppato da Google.

Secondo la Ricerca dell'Osservatorio di Artificial Intelligence della School of Management del Politecnico di Milano, l'84% delle grandi aziende Italiane, ha acquistato licenze per l'utilizzo dell'intelligenza artificiale nelle imprese [19].

Questo dato ci permette di capire quanto, l'utilizzo di questi strumenti possa essere di fondamentale importanza nel mondo del lavoro al giorno d'oggi.

Sebbene entrambe le piattaforme siano caratterizzate dalla stessa architettura, esse si diversificano per la filosofia di sviluppo, dataset di addestramento e la gestione dei flussi in input.

3.3.1 Rapido Confronto: le differenze chiave

La prima differenza chiave tra le due GenAI risiede nella Multimodalità: nel caso di Gemini, è stato progettato e predisposto con il compito di elaborare contemporaneamente testo, codice, audio, video e immagini mentre ChatGPT nasce come modello puramente testuale al quale poi sono stati aggiunti i moduli per la visione e l'ascolto. In ambito Cost Engineering questa differenza può essere rilevante nella lettura delle messe in tavola dei componenti.

La seconda differenza è la Memoria di Lavoro: L'architettura di Gemini permette di caricare in allegato al prompt interi manuali d'officina o centinaia di righe di codice, senza che il modello vada in difficoltà. Al contrario ChatGPT è estremamente focalizzato sui dati inseriti ma se si esagera con gli allegati, potrebbe scartare informazioni.

L'ultima distinzione è sullo Stile e la Logica dell'Output, ChatGPT riesce ad essere schematico e rigoroso nel seguire le istruzioni di un prompt complesso, Gemini, invece ha un approccio più esplorativo e potrebbe necessitare di prompt più precisi e rigorosi.



Figura 3 Logo di ChatGPT, OpenAI.



Figura 4 Logo di Gemini, Google.

4 Metodologia

Dopo aver descritto i sistemi tradizionali e l'avvento dell'intelligenza artificiale generativa, in questo capitolo viene definito il metodo per l'esecuzione dell'analisi comparativa: nello specifico, si esaminerà la struttura del flusso di lavoro, il prompt utilizzato e la definizione delle metriche di confronto.

4.1 Definizione del Workflow Comparativo

Per valutare il livello e l'affidabilità dei Large Language Models nell'ambito della preventivazione dei costi, è stato strutturato un flusso di lavoro mirato a mettere a confronto diretto la previsione di un software esperto (benchmark) con le stime realizzate dai due modelli presi in esame: ChatGPT e Gemini.

Il punto di partenza del processo è stato selezionare i dieci componenti meccanici e realizzarne la messa in tavola comprensiva di quote e riferimenti necessari, eseguito su SolidEdge, uno dei principali software di modellazione 3D presenti nel panorama industriale. Successivamente, da questo input, si sviluppano le due vie del test: il ramo tradizionale, in cui il file 3D viene caricato su LeanCOST (software esperto), che effettua un'analisi automatica della geometria dei modelli e ne simula il ciclo produttivo stimando tempi e costi di riferimento. Il ramo sperimentale, in cui tramite la generazione di un prompt predefinito, questo viene somministrato contemporaneamente a ChatGPT e Gemini e successivamente vengono raccolti i risultati e inseriti nelle tabelle Excel per il confronto. Infine si effettua un'analisi degli scostamenti per valutare l'accuratezza dei modelli.

Per garantire la massima chiarezza e riproducibilità della metodologia sperimentale si specifica che l'attività di analisi è stata condotta nei mesi Aprile/Maggio 2026 sfruttando i relativi piani di abbonamento per l'accesso alle versioni a più alte prestazioni:

- OpenAI di ChatGPT: È stato impiegato il modello di punta GPT-4o, ottimizzato per il ragionamento logico-matematico e l'elaborazione di dati strutturati.
- Google Gemini (Piano "Workspace / Education"): È stato utilizzato il modello Gemini 1.5 Pro, anch'esso con avanzate capacità di analisi e risoluzioni di problemi quantitativi complessi.

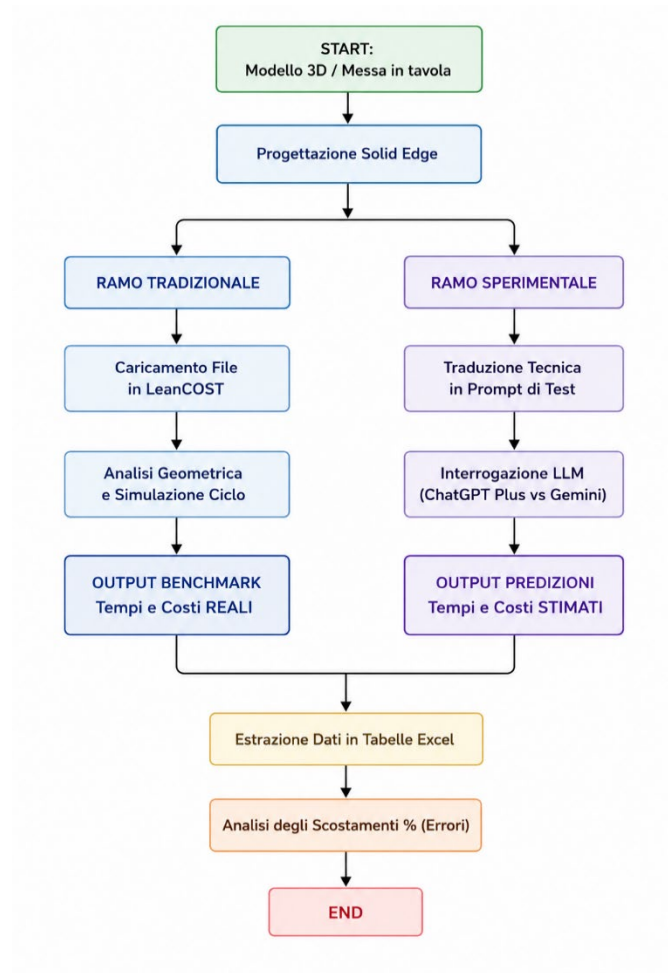


Figura 5 Flowchart del flusso di lavoro adottato.

4.2 La struttura del Prompt

Per la sottomissione dei compiti agli LLM è fondamentale strutturare un Prompt adeguato con l'utilizzo di vincoli chiari e una terminologia adatta per fare in modo che la risposta del modello sia più accurata possibile: interrogare un modello linguistico in ambito industriale, richiede infatti lo stesso rigore che si applicherebbe nella stesura di una specifica tecnica aziendale.

Il prompt utilizzato per l'analisi dei dieci casi studio è stato strutturato secondo quattro pilastri fondamentali ed utilizzato secondo l'approccio "zero-shot" ossia senza esempi o guide preliminari:

1. Assegnazione del ruolo: al modello viene imposto di agire come "Cost Analyst".
2. Input dei dati: vengono fornite tramite allegato della messa in tavola e struttura ad elenco informazioni sulle specifiche del componente come dimensione del lotto produttivo, materiale (provvisto di costo al kg), paese di fabbricazione, presenza di rugosità generale/locale e il costo orario delle macchine utilizzate.
3. Output dei dati: viene richiesto il ciclo di lavorazione con i parametri di taglio, gli utensili utilizzati e la stima dei costi di produzione (suddivisi in: costo materia prima, costo setup, costo accessorio e costo operazioni) utilizzando le stesse voci di costo riportate da LeanCOST.
4. Vincoli operativi: viene richiesto di non fare riferimento alle analisi già precedentemente effettuate.

A titolo esemplificativo, si riporta di seguito il prompt somministrato ai modelli per l'analisi di uno dei dieci componenti:

“Agisci da Cost Analyst ed effettua la preventivazione del costo del componente dato.

DATI INPUT:

-Dimensioni del lotto di produzione: 100 pz. ;

-Materiale: S235 0,709 Eur/Kg;

-Paese di fabbricazione: Italia;

-Costo Orario Macchine: Taglio plasma: 67,72 EUR/h Tornio di precisione: 55.84 Eur/h, Macchina di misura a coordinate 55,66 Eur/h;

-Rugosità Generale: 25 μm ;

-Rugosità Locale: 0,8 μm ;

DATI OUTPUT:

-Costo Materia Prima;

-Costo Setup (ossia : tempo totale di attrezzaggio macchina, tempo di programmazione, tempo totale attrezzaggio utensili, tempo incremento primo pezzo);

-Costo Accessorio (ossia: tempo di carico, primo posizionamento e scarico pezzo, tempo totale di riposizionamento pezzo (se necessario), tempo totale di cambio utensili nella macchina (se necessario)) ;

-Costo operazioni;

-Ciclo di lavorazione e parametri di taglio;

NON FARE RIFERIMENTO AD ANALISI EFFETTUATE IN PRECEDENZA.

“

4.3 Indicatori Statistici di Scostamento

L' analisi dei risultati dei modelli linguistici rispetto al benchmark deterministico di LeanCOST, è stata realizzata utilizzando quattro indicatori matematici standard. Nelle formule che seguono, A_i rappresenta il valore effettivo di riferimento (LeanCOST), F_i il valore stimato dal modello (LLM) e n il numero totale di casi studio:

1. Mean Error:

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F_i - A_i)$$

2. Mean Absolute Error:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |F_i - A_i|$$

3. Mean Percentage Error:

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{F_i - A_i}{A_i} \right) \cdot 100$$

4. Mean Absolute Percentage Error:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{F_i - A_i}{A_i} \right| \cdot 100$$

5 Casi Studio

Dopo aver definito il quadro metodologico e statistico nel precedente capitolo, si passa in questo, con l'obiettivo di presentare in modo dettagliato i dieci componenti meccanici oggetti dello studio e lo strumento software di riferimento utilizzato, LeanCOST.

5.1 Selezione dei Componenti Meccanici

Il campione scelto per il test comparativo è composto da dieci particolari meccanici di reale applicazione e utilità, selezionati per garantire varietà geometriche e tecnologie di lavorazione tipiche del settore manifatturiero. La diversificazione dei componenti è un requisito fondamentale per testare i limiti e la flessibilità ricercata nei Large Language Models.

I particolari scelti vengono realizzati mediante lavorazioni per asportazione di truciolo, principalmente utilizzando processi di tornitura, fresatura e lavorazioni CNC: differiscono per grado di precisione richiesta (presenza di tolleranze dimensionali o geometriche e rugosità superficiale), campo di utilizzo e complessità geometriche differenti. I componenti sono stati modellati e gestiti attraverso il software CAD 3D SolidEDGE, indispensabile per le messe in tavola delle parti.

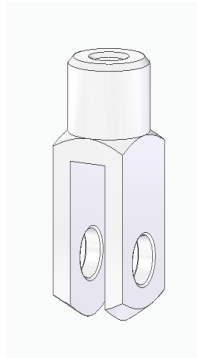


Figura 6 PART_04: Forcella.

Componenti	Rugosità generale (Ra)	Rugosità locale (Ra)	Tolleranza dimensionale	Tolleranza geometrica
Flangia (PART_01)	1,6	X	X	X
Piastra (PART_02)	1,6	0,8	X	X
Alberino (PART_03)	25	0,8	H7	X
Forcella (PART_04)	3,2	X	X	X
Supporto Cuscinetto (PART_05)	3,2	0,8	H6	Cilindricità
Guida (PART_06)	25	X	X	X
Raccordo Idraulico (PART_07)	1,6	X	X	X
Ugello (PART_08)	3,2	X	X	X
Mozzo dentato (PART_09)	0,8	X	X	X
Staffa (PART_10)	25	X	X	X

Tabella 1 Distinta Componenti

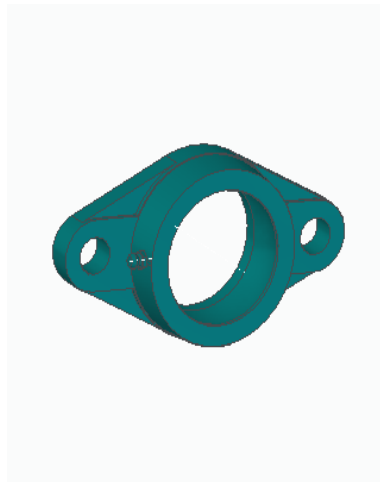


Figura 7 PART_05: Supporto Cuscinetto.

5.2 Expert System: LeanCOST

Per l'ottenimento del Benchmark economico e tecnologico è stato utilizzato il software LeanCOST, sviluppato da Hyperlean srl: è stato progettato per fornire supporto alle aziende del settore industriale nello effettuare la costificazione dei prodotti e generare preventivi di costo in maniera rapida ed efficiente.



Figura 8 Logo di LeanCOST, Hyperlean

Per l'utilizzo dello strumento è necessario avere il file CAD della parte in analisi, infatti grazie all'integrazione con la maggior parte dei principali sistemi software di modellazione 3D, LeanCOST riesce ad analizzare in automatico la geometria dei modelli, grazie alla capacità di "Feature Recognition" e a fornire simulazioni dei cicli produttivi con stime reali di tempi e costi. Al termine dell'analisi il software suddivide il costo totale in quattro voci di costo differenziate: costo della materia prima, costo di lavorazione, costi accessori e costi di setup. Inoltre riesce ad essere completamente personalizzabile in base alle esigenze aziendali: è infatti possibile eseguire più test per lo stesso componente cambiando strategia di lavorazione, modificare i parametri di taglio delle macchine, visualizzare la ripartizione dei costi in base al lotto di produzione, calcolare la CO2 equivalente per la realizzazione del prodotto e molto altro.

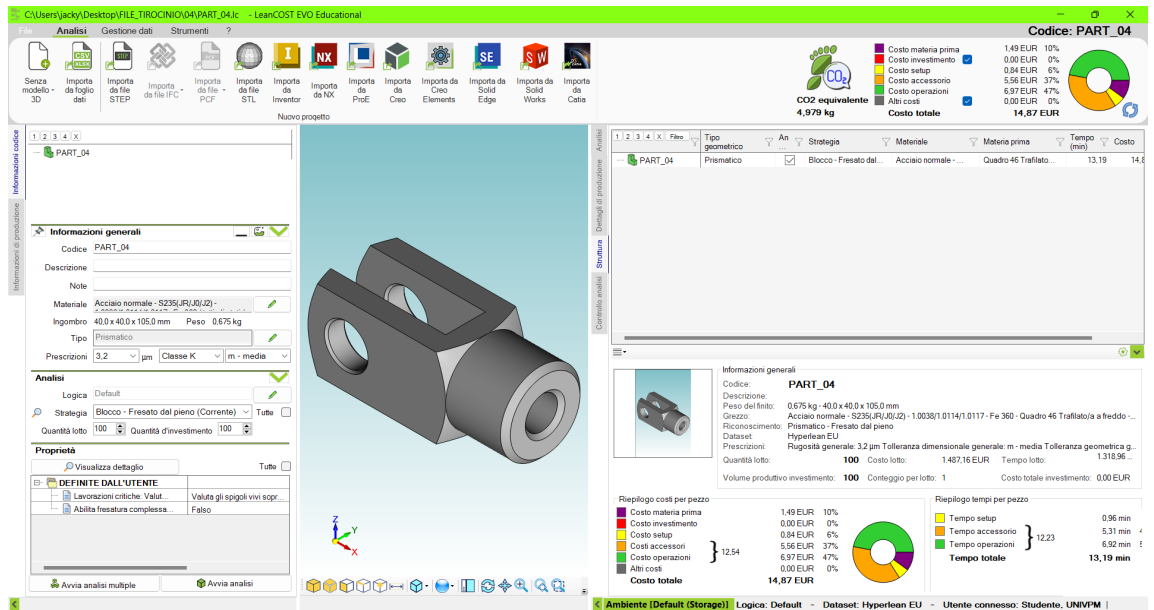


Figura 9 Schermata principale della piattaforma LeanCOST.

6 Analisi e Discussione dei Risultati

In questo capitolo viene presentata l'analisi dei risultati ottenuti tramite la campagna di test effettuati. Come già preannunciato nel capitolo 4, verranno utilizzati quattro indicatori statistici (ME, MAE, MAPE, MPE) per effettuare un confronto diretto tra il benchmark di LeanCOST e i risultati ottenuti dalle stime degli LLM.

Per valutare al meglio l'affidabilità e il grado di precisione delle stime realizzate da Gemini e ChatGPT, lo studio dei risultati è stato suddiviso in quattro categorie distinte:

- 1- AGGREGATED TOTAL COST ANALYSIS (ATCA)
- 2- COST COMPONENT BREAKDOWN ANALYSIS (CCBA)
- 3- ERROR and BIAS ANALYSIS (EBA)
- 4- MANUFACTURING COMPLEXITY ANALYSIS (MCA)

6.1 Aggregated Total Cost Analysis

La prima parte dell'analisi è dedicata ad un'osservazione macroscopica delle stime: infatti viene considerato il costo finale totale per la realizzazione del componente. Con questa analisi è possibile valutare quantitativamente di quanto le stime degli LLM discostano rispetto al preventivo di riferimento considerando il costo totale di produzione del componente.

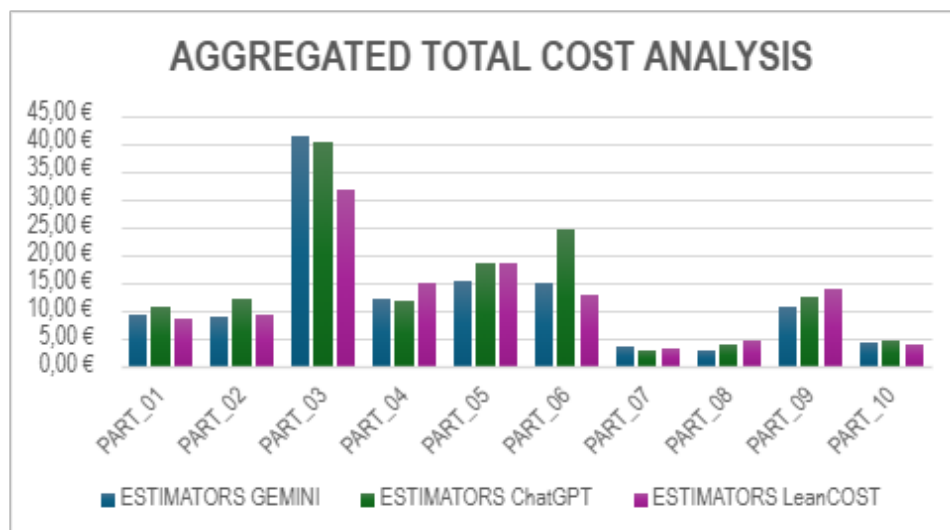


Figura 10 Grafico Aggregated Total Cost Analysis

CODE	COMPONENT	ESTIMATORS		
		GEMINI	ChatGPT	LeanCOST
PART_01	Flangia	9,17 €	10,73 €	8,54 €
PART_02	Piastra	8,90 €	11,94 €	9,15 €
PART_03	Alberino	41,26 €	40,39 €	31,66 €
PART_04	Forcella	12,16 €	11,84 €	14,86 €
PART_05	Supporto Cuscinetto	15,25 €	18,43 €	18,37 €
PART_06	Guida	14,80 €	24,49 €	12,83 €
PART_07	Raccordo Idraulico	3,45 €	2,69 €	3,09 €
PART_08	Ugello	2,76 €	3,95 €	4,61 €
PART_09	Mozzo Dentato	10,61 €	12,40 €	14,01 €
PART_10	Staffa	4,18 €	4,61 €	3,94 €
AVERAGE		12,25 €	14,15 €	12,11 €

Tabella 2 ATCA: costo medio totale componente

Analizzando il costo medio per campione, il software LeanCOST attesta il valore di riferimento a 12,11€: già da questa prima considerazione è possibile notare che Gemini si dimostra il modello più vicino al benchmark con un prezzo medio per componente di 12,25€, diversamente ChatGPT con uno scostamento più marcato che si attesta a 14,15€.

FORECAST ACCURACY							
GEMINI				ChatGPT			
MAE	MAPE	ME	MPE	MAE	MAPE	ME	MPE
0,63 €	7%	-0,63 €	-7%	2,19 €	25,64%	-2,19 €	-25,64%
0,25 €	3%	0,25 €	3%	2,79 €	30,49%	-2,79 €	-30,49%
9,60 €	30%	-9,60 €	-30%	8,73 €	27,57%	-8,73 €	-27,57%
2,70 €	18%	2,70 €	18%	3,02 €	20,32%	3,02 €	20,32%
3,12 €	17%	3,12 €	17%	0,06 €	0,33%	-0,06 €	-0,33%
1,97 €	15%	-1,97 €	-15%	11,66 €	90,88%	-11,66 €	-90,88%
0,36 €	12%	-0,36 €	-12%	0,40 €	12,94%	0,40 €	12,94%
1,85 €	40%	1,85 €	40%	0,66 €	14,32%	0,66 €	14,32%
3,40 €	24%	3,40 €	24%	1,61 €	11,49%	1,61 €	11,49%
0,24 €	6%	-0,24 €	-6%	0,67 €	17,01%	-0,67 €	-17,01%
2,41 €	17%	-0,15 €	3%	3,18 €	25,10%	-2,04 €	-13,28%

Tabella 3 ATCA: Forecast Accuracy

Passando per gli indicatori è possibile verificare meglio gli errori da parte dei modelli: sebbene nel costo medio per componente Gemini sembrerebbe avere una stima ottimale, l'applicazione degli indicatori d'errore assoluti e relativi rivela una realtà più complessa.

Osservando il valore assoluto (Mean Absolute Error (MAE) e Mean Absolute Percentage Error (MAPE)) si può affermare che Gemini rimane il più affidabile, con un MAPE che si attesta al 17% ed un errore assoluto medio di 2,41€ mentre ChatGPT, meno preciso, attesta un MAPE di circa il 25%, salendo a tre unità il valore dell'errore medio assoluto. Analizzando i singoli componenti si nota che le stime critiche sono: per ChatGPT un errore molto elevato, nel caso della "Guida" (PART_06) con un MAPE di quasi il 91% (dovuto ad una sovrastima quasi raddoppiata del costo) mentre per Gemini, più contenuto, nel particolare "Ugello" (PART_08) con un MAPE del 40%, elevato ma decisamente inferiore rispetto a ChatGPT.

6.2 Cost Component Breakdown Analysis

Come anticipato nel capitolo 5, LeanCOST suddivide il costo totale di produzione di un componente in quattro principali voci di costo (machining, setup, accessory, raw material): l'obiettivo di questa sezione è quindi effettuare un'analisi dettagliata di ogni voce di spesa per verificare la comprensione manifatturiera dei modelli, osservando se le discrepanze si presentino in fase di preparazione della macchina, in fase di movimento pezzo, nel calcolo del grezzo di partenza o durante l'asportazione del materiale.

COST COMPONENT	GEMINI(MAPE)	ChatGPT(MAPE)
RAW MATERIAL	25%	27%
ACCESSORY	49%	49%
SETUP	81%	60%
MACHINING	35%	81%

Tabella 4 CCBA: MAPE per voce di costo.

6.2.1 CCBA: Raw Material Breakdown

RAW MATERIAL								
					FORECAST ACCURACY			
CODE	COMPONENT	ESTIMATORS			GEMINI		ChatGPT	
		GEMINI	ChatGPT	LeanCOST	MAE	MAPE	MAE	MAPE
PART_01	Flangia	1,30 €	1,37 €	1,62 €	0,32	20%	0,25	15%
PART_02	Piastra	0,26 €	0,26 €	0,32 €	0,06	19%	0,06	19%
PART_03	Alberino	17,02 €	15,37 €	15,95 €	1,07	7%	0,58	4%
PART_04	Forcella	1,00 €	0,78 €	1,49 €	0,49	33%	0,71	48%
PART_05	Supporto Cuscinetto	1,01 €	1,00 €	1,36 €	0,35	26%	0,36	26%
PART_06	Guida	3,31 €	2,57 €	2,92 €	0,39	13%	0,35	12%
PART_07	Raccordo Idraulico	0,09 €	0,06 €	0,12 €	0,03	25%	0,062	52%
PART_08	Ugello	0,14 €	0,14 €	0,22 €	0,08	36%	0,08	36%
PART_09	Mozzo Dentato	0,97 €	0,85 €	0,99 €	0,02	2%	0,14	14%
PART_10	Staffa	1,25 €	0,38 €	0,73 €	0,52	71%	0,35	48%
AVERAGE		2,64 €	2,28 €	2,57 €	0,33 €	25%	0,29 €	27%

Tabella 5 CCBA: Raw Material breakdown

Relativamente alla stima del materiale grezzo di partenza è possibile notare come i valori MAPE dei modelli tendono sostanzialmente ad equivalersi: Gemini attesta un 25% mentre ChatGPT il 27%, con un errore medio assoluto ben al di sotto di un unità: il valore è interessante, infatti dalla *tabella 4* riportata nella pagina precedente, è possibile notare come “Raw Material” sia la voce di costo stimata con maggior accuratezza dai modelli. Osservando i risultati sui singoli casi studio, è possibile affermare che nei componenti caratterizzati da dimensioni e volumi più ridotti l’errore tende ad aumentare, mentre nel componente di dimensioni maggiori “Alberino” (PART_03) il MAPE diminuisce drasticamente a circa il 4% per ChatGPT e al 7% per Gemini.

6.2.2 CCBA: Accessory Breakdown

ACCESSORY								
CODE	COMPONENT	ESTIMATORS			FORECAST ACCURACY			
					GEMINI		ChatGPT	
		GEMINI	ChatGPT	LeanCOST	MAE	MAPE	MAE	MAPE
PART_01	Flangia	1,54 €	1,94 €	1,16 €	0,38	33%	0,78	67%
PART_02	Piastra	2,06 €	2,16 €	3,64 €	1,58	43%	1,48	41%
PART_03	Alberino	2,79 €	3,72 €	4,11 €	1,32	32%	0,39	9%
PART_04	Forcella	1,69 €	1,51 €	5,56 €	3,87	70%	4,05	73%
PART_05	Supporto Cuscinetto	1,96 €	1,93 €	5,63 €	3,67	65%	3,7	66%
PART_06	Guida	2,30 €	3,43 €	5,44 €	3,14	58%	2,01	37%
PART_07	Raccordo Idraulico	0,16 €	0,40 €	0,24 €	0,08	33%	0,16	67%
PART_08	Ugello	0,21 €	0,26 €	0,28 €	0,07	25%	0,02	7%
PART_09	Mozzo Dentato	1,88 €	1,82 €	5,65 €	3,77	67%	3,83	68%
PART_10	Staffa	0,54 €	0,76 €	1,57 €	1,03	66%	0,81	52%
AVERAGE		1,51 €	1,79 €	3,33 €	1,89 €	49%	1,72 €	49%

Tabella 6 CCBA: Accessory breakdown

Passando all'analisi della componente legata ai costi accessori, i risultati quantitativi evidenziano un netto peggioramento delle stime di entrambe le architetture LLM: infatti il MAPE si attesta al 49%, un errore di circa il 50% dimostra la notevole difficoltà da parte dei modelli ad interpretare questa voce di costo legata puramente ad attività di officina. Anche l'errore medio assoluto aumenta, andando a sfiorare circa i due euro.

Osservando i casi studio, è possibile notare due eccezioni locali sui componenti "Alberino" e "Ugello" (PART_03 e PART_08): ChatGPT mostra un exploit attestandosi a valori MAPE rispettivamente del 9% e del 7%, dimostrando una precisione locale (limitata a questi due componenti) superiore rispetto a Gemini (che sugli stessi pezzi attesta un 32% e 25% di errore MAPE).

6.2.3 CCBA: Setup Breakdown

SETUP								
CODE	COMPONENT	ESTIMATORS			FORECAST ACCURACY			
					GEMINI		ChatGPT	
		GEMINI	ChatGPT	LeanCOST	MAE	MAPE	MAE	MAPE
PART_01	Flangia	1,36 €	1,09 €	1,26 €	0,1	8%	0,17	13%
PART_02	Piastra	1,35 €	1,23 €	1,01 €	0,34	34%	0,22	22%
PART_03	Alberino	1,68 €	2,29 €	1,33 €	0,35	26%	0,96	72%
PART_04	Forcella	2,31 €	1,33 €	0,84 €	1,47	175%	0,49	58%
PART_05	Supporto Cuscinetto	2,63 €	2,43 €	1,40 €	1,23	88%	1,03	74%
PART_06	Guida	1,47 €	1,34 €	0,61 €	0,86	141%	0,73	120%
PART_07	Raccordo Idraulico	1,89 €	1,36 €	0,93 €	0,96	103%	0,43	46%
PART_08	Ugello	1,15 €	1,05 €	0,63 €	0,52	83%	0,42	67%
PART_09	Mozzo Dentato	2,05 €	2,28 €	2,45 €	0,4	16%	0,17	7%
PART_10	Staffa	1,14 €	1,06 €	0,49 €	0,65	133%	0,57	116%
AVERAGE		1,70 €	1,55 €	1,10 €	0,69 €	81%	0,52 €	60%

Tabella 7 CCBA: Setup Breakdown

L'analisi della componente di costo legato all'attrezzaggio macchina evidenzia uno scostamento critico tra le stime degli LLM e il valore di riferimento Leancost. In questo caso otteniamo un'inversione del trend: per la prima volta ChatGPT (MAPE 60%) si dimostra complessivamente più preciso di Gemini (picco massimo del MAPE 81%). Osservando invece l'errore assoluto medio, è possibile affermare un forte contrasto tra i due indicatori, infatti il MAE risulta apparentemente contenuto, posizionandosi a 0,69€ per Gemini e a 0,52€ per ChatGPT, in termini monetari l'errore si mantiene ampiamente al di sotto dell'unità di euro. Analizzando i vari componenti e i relativi risultati è possibile notare che Gemini supera per ben quattro volte il 100% di errore percentuale, mentre ChatGPT pur mantenendo un comportamento leggermente più controllato, raddoppia anch'esso due volte la stima reale dei costi di setup.

6.2.4 CCBA: Machining Breakdown

MACHINING								
CODE	COMPONENT	ESTIMATORS			FORECAST ACCURACY			
					GEMINI		ChatGPT	
		GEMINI	ChatGPT	LeanCOST	MAE	MAPE	MAE	MAPE
PART_01	Flangia	4,97 €	6,33 €	4,50 €	0,47	10%	1,83	41%
PART_02	Piastra	5,23 €	8,29 €	4,18 €	1,05	25%	4,11	98%
PART_03	Alberino	19,77 €	19,01 €	10,27 €	9,5	93%	8,74	85%
PART_04	Forcella	7,16 €	8,22 €	6,97 €	0,19	3%	1,25	18%
PART_05	Supporto Cuscinetto	9,65 €	13,07 €	9,98 €	0,33	3%	3,09	31%
PART_06	Guida	7,72 €	17,15 €	3,86 €	3,86	100%	13,29	344%
PART_07	Raccordo Idraulico	1,31 €	1,87 €	1,80 €	0,49	27%	0,07	4%
PART_08	Ugello	1,26 €	2,50 €	3,48 €	2,22	64%	0,98	28%
PART_09	Mozzo Dentato	5,71 €	7,45 €	4,92 €	0,79	16%	2,53	51%
PART_10	Staffa	1,25 €	2,41 €	1,15 €	0,1	9%	1,26	110%
AVERAGE		6,40 €	8,63 €	5,11 €	1,90 €	35%	3,72 €	81%

Tabella 8 CCBA: Machining Breakdown

L'ultima delle quattro voci di costo è quella di Machining. In questo caso è possibile osservare un comportamento completamente differente: Gemini attesta un valore MAPE del 35% con un errore medio assoluto di circa due euro, mentre ChatGPT ottiene il valore massimo di MAPE tra le quattro voci di costo ,81% e un errore medio assoluto che si avvicina alle quattro euro.

La "Guida" (PART_06) rappresenta il componente con le stime peggiori effettuate dai modelli, in particolare Gemini attesta un MAPE del 100% mentre ChatGPT tocca in assoluto la voce di costo con l'errore più alto, toccando il 344%. Nel complesso è possibile affermare che Gemini rappresenta il modello più affidabile nel confronto tra i valori di errore medio assoluto percentuale delle quattro voci di costo.

6.3 Error and Bias Analysis

La terza parte dell'analisi dei risultati è dedicata alla "Bias Analysis" ossia verificare le distorsioni nei modelli di Intelligenza Artificiale.

L'obiettivo di questa sezione è identificare la tendenza del comportamento nei modelli: tramite gli indicatori direzionali Mean Error (ME) e Mean Percentage Error (MPE) , determinando se i modelli tendono ad avere un approccio conservativo (sovrastima) oppure ottimista (sottostima).

Ai fini della corretta lettura dei risultati e dei grafici, si specifica che gli indicatori matematici sono stati impostati secondo la relazione:

$$Scostamento = Valore LeanCOST - Valore LLM$$

Di conseguenza i segni risultano essere:

- Segno Negativo (-): si verifica quando il valore del modello è superiore a quello di riferimento, indicando quindi una sovrastima.
- Segno Positivo (+): si verifica quando la stima del modello è al di sotto di quella di riferimento, evidenziando quindi una sottostima.

COST COMPONENT	Gemini		ChatGPT	
	ME	MPE	ME	MPE
RAW MATERIAL	-0,06 €	7%	0,29 €	27%
ACCESSORY	1,82 €	43%	1,54 €	22%
SETUP	-0,61 €	-77%	-0,45 €	-55%
MACHINING	-1,29 €	-16%	-3,52 €	-75%

Tabella 9 Error and Bias Analysis Breakdown

Analizzando la tabella sovrastante è possibile osservare che nessuno dei due modelli sia privo di bias: entrambi mostrano comportamenti differenti a seconda della voce di costo analizzata, questo ci suggerisce che le stime effettuate dai modelli non sono uniformi e che alcune componenti risultano essere più difficili da stimare rispetto ad altre.

Inoltre è necessario specificare che i valori presenti in *tabella 9* non si riferiscono a un singolo componente, bensì rappresentano i valori medi di bias ottenuti sui dieci casi studio. In particolare, per ogni voce di costo, il ME e il MPE sono stati calcolati come media aritmetica degli errori osservati nei dieci componenti analizzati.

Partendo dalla materia prima, Gemini presenta un ME pari a -0,06€, praticamente nullo, seguito da un MPE che si attesta al 7%. I risultati indicano quindi che il modello non manifesta una tendenza significativa, ossia le leggere sovrastime e sottostime riescono a compensarsi, producendo un errore medio trascurabile. ChatGPT mostra invece un comportamento differente, con un valore di ME pari a 0,29€ e l'MPE del 27%, sebbene l'errore medio non sia particolarmente elevato, l'errore percentuale ci dimostra una tendenza alla sottostima del grezzo di partenza.

Per la voce Accessory invece, il valore di errore medio tende a salire, Gemini segna un ME di 1,82€ mentre ChatGPT di 1,54€, così come quello percentuale che si attesta rispettivamente al 43% e al 22%, ribaltando l'accuratezza della precedente voce di costo. Entrambi i modelli presentano quindi un bias positivo, mostrando una tendenza alla sottostima dei costi accessori. Questo rappresenta uno dei pochi casi in cui ChatGPT ha una tendenza sistematica meno marcata rispetto a Gemini.

La componente relativa al costo di setup evidenzia un comportamento opposto: entrambi i modelli presentano valori negativi sia del ME sia del MPE, indicando una tendenza alla sovrastima dei costi di attrezzaggio macchina. ChatGPT mostra un errore medio di -0,45€ e un errore medio percentuale del -55%, peggiora invece Gemini che segna un ME di -0,61€ e un MPE del -77%.

Per l'ultima voce di costo, ossia il costo di lavorazione, entrambi i modelli presentano una tendenza alla sovrastima, ma con valori di gran lunga differenti. Gemini presenta un ME di -1,29€ e un MPE del -16% indicando quindi, una sovrastima moderata del tutto accettabile nelle prime fasi di preventivazione. ChatGPT, invece, attesta un ME di -3,52€ e un MPE del -75€, valore particolarmente alto. Il risultato risulta essere in linea con l'analisi dell'accuratezza del machining dove ChatGPT aveva mostrato un errore medio del 81% che si attesta andare tutto in una direzione, ossia la sovrastima dei costi di lavorazione.

Osservando complessivamente le quattro voci di costo, è possibile affermare che Gemini presenta un comportamento ponderato, con un picco nella componente accessoria che rimane il punto debole delle stime del modello ideato da Google.

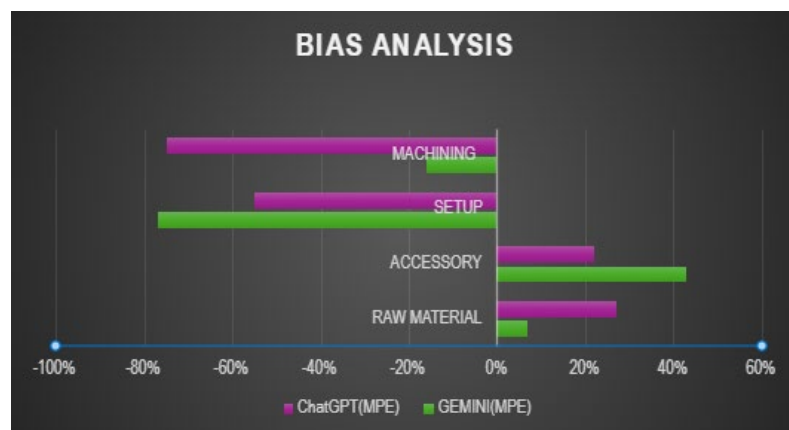


Figura 11 Grafico Bias Analysis.

6.4 Manufacturing Complexity Analysis

Per la quarta e ultima sezione, dedicata all'analisi dei dati raccolti, si è scelto di effettuare una suddivisione dei componenti in base al grado di precisione richiesto per la loro realizzazione. Con questo approccio è possibile verificare l'accuratezza dei modelli di stima in diversi contesti tecnologici, caratterizzati da diverse complessità di lavorazione.

CRITERIO DI SUDDIVISIONE	
LOW	$Ra \geq 25$
MEDIUM	$1,6 \leq Ra \leq 3,2$
HIGH	$Ra \leq 0,8$, Tolleranze Geometriche e Dimensionali

Tabella 10 Criterio di suddivisione dei componenti.

Come riportato in *Tabella 10*, i componenti sono stati ripartiti in tre categorie (low, medium, high) ordinate in base a livello crescente di grado di precisione richiesto e severità delle tolleranze imposte dal disegno tecnico. Mentre le prime due classi si basano esclusivamente sul parametro di rugosità superficiale richiesto (passando da lavorazioni grossolane a lavorazioni di macchina standard), la classe "High" identifica i componenti più critici (al requisito di finitura superficiale spinta, si aggiunge la presenza di tolleranze).

MANUFACTURING COMPLEXITY	COMPONENTS	GEMINI AVERAGE MAE	GEMINI AVERAGE MAPE
LOW	Guida, Staffa, Raccordo	0,86 €	11%
MEDIUM	Flangia, Piastra, Forcella, Ugello	1,36 €	17%
HIGH	Alberino, Supporto Cusc., Mozzo	5,37 €	24%

Tabella 11 MCA: Gemini Case.

In termini generali, è possibile affermare che Gemini evidenzia un comportamento coerente con quanto atteso, ossia, un progressivo aumento dell'errore all'aumentare della complessità manifatturiera del componente.

Le stime migliori vengono effettuate sui componenti con bassa complessità, infatti nella categoria “low” Gemini attesta un MAPE medio dell’ 11% e un MAE medio al di sotto dell’unità di euro. Nel gruppo a complessità media si ha un leggero incremento dell’errore, il MAE cresce a 1,36€ mentre il MAPE raggiunge il 17%. Infine nella categoria “high” si attesta un MAPE medio del 24% con un MAE medio che sale a 5,37€. Sebbene l’aumento sia abbastanza significativo, il trend risulta essere coerente con le aspettative teoriche.

MANUFACTURING COMPLEXITY	COMPONENTS	ChatGPT AVERAGE MAE	ChatGPT AVERAGE MAPE
LOW	Guida, Staffa, Raccordo	4,24 €	40,28%
MEDIUM	Flangia, Piastra, Forcella, Ugello	2,17 €	22,69%
HIGH	Alberino, Supporto Cusc., Mozzo	3,47 €	13,13%

Tabella 12 MCA: ChatGPT case.

L’analisi dei risultati di ChatGPT mostra un andamento completamente differente: infatti contrariamente a quanto si possa pensare, il gruppo “low” a bassa complessità risulta essere quello con il tasso di errore piu ampio. Il modello attesta un MAPE medio del 40% mentre il MAE medio è di 4,24€, questi dati, confrontati con le stime di Gemini ci indicano un errore quattro volte superiore. Passando ai componenti con media complessità i due indicatori si abbassano, il MAPE medio tocca il 22% mentre il MAE medio dimezza, sfiorando i 2€. L’aspetto più sorprendente emerge nell’ultimo gruppo ossia “high” dove il MAPE medio si abbassa al 13% mentre il MAE medio ha una leggera risalita attestando 3,47€. Questo comportamento sembra essere controintuitivo, ChatGPT non simula il comportamento umano, bensì ottiene le sue prestazioni migliori nei componenti che richiedono un grado di precisione più elevato, esattamente il contrario di Gemini che presenta una maggiore robustezza rispetto alla complessità manifatturiera.

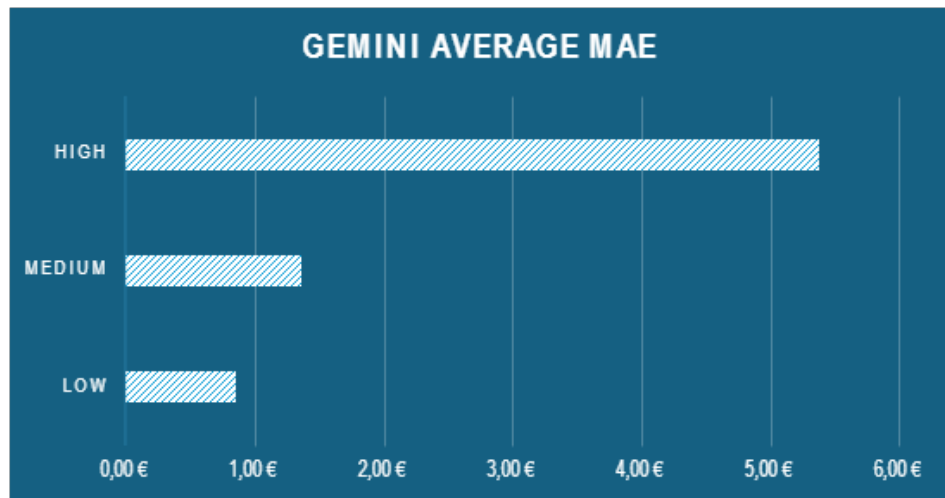


Figura 12 Gemini Average Mae

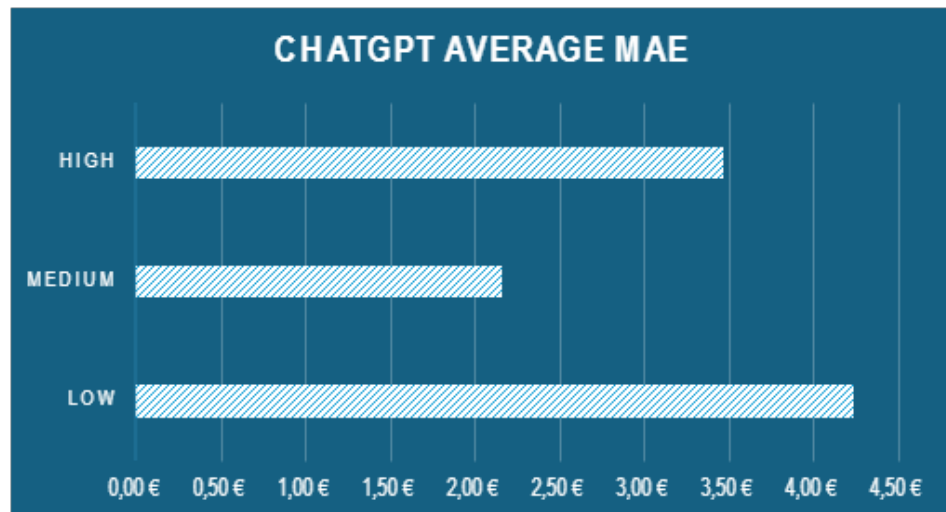


Figura 13 ChatGPT Average MAE

7 Conclusioni e Prospettive Future

Il presente lavoro di tesi ha avuto come obiettivo la valutazione dell'attuale capacità di calcolo e stima nella preventivazione del costo di componenti meccanici, da parte dei Large Language Models attraverso un'attività di confronto analitico. In particolare, è stato utilizzato un software esperto, LeanCOST per definire i valori di riferimento ed effettuare una comparazione con i risultati generati da ChatGPT e Gemini.

Dai risultati emersi e con l'utilizzo degli indicatori statistici di scostamento, è possibile affermare che Gemini presenti una migliore calibrazione delle stime rispetto a ChatGPT. Nello specifico, la minore incidenza dei bias e la ridotta presenza di errori spropositati suggeriscono come Gemini abbia nel complesso una maggiore robustezza e una migliore efficienza nel modellare le relazioni tra caratteristiche geometriche, complessità di lavorazione e costo di produzione.

I dati raccolti hanno evidenziato le seguenti tendenze principali:

- Tendenza alla sovrastima dei costi di produzione da parte di entrambi i modelli;
- Ottime capacità di calcolo e stima della materia prima di partenza;
- Criticità nell'analisi dei costi di setup;
- Presenza di notevoli allucinazioni nel calcolo del costo delle operazioni da parte di ChatGPT;

Sebbene non sia possibile determinare con certezza le cause dei risultati, è possibile affermare che l'inclusione delle messe in tavola dei componenti e quindi delle dimensioni geometriche delle parti, ha permesso ai modelli di ottenere i volumi e di conseguenza gli ingombri necessari al calcolo del materiale grezzo di partenza, portando a dei risultati ottimi e allineati con i benchmark industriali. Allo stesso modo, quando nel prompt è stato richiesto ai modelli di strutturare il ciclo di lavorazione, questo ha permesso di fornire una stima soddisfacente dei costi operativi complessivi da parte di Gemini.

Al contrario, nella quantificazione dei costi di attrezzaggio macchina e accessori, si sono rilevate discrepanze nettamente superiori.

Questa forte asimmetria nella stima dimostra come Gemini e ChatGPT siano modelli con capacità importanti nella logica macro-tecnologica e nel calcolo geometrico ma allo stesso tempo possiedono un limite notevole nella preventivazione di attività di natura di officina e da variabili empiriche non ottenibili tramite input nel prompt.

I risultati ottenuti vanno ad ogni modo valutati considerando che il campione di componenti è ristretto; di conseguenza con un campionamento più esteso sarebbe possibile valutare l'effetto di eventuali anomalie geometriche isolate. Inoltre la natura probabilistica degli LLM e la dipendenza dal prompting condizionano fortemente i risultati delle analisi, evidenziando una forte variabilità in funzione dell'operatore.

In ottica futura, è possibile affermare che l'intelligenza artificiale sia ad oggi, già un potente strumento e la sua continua evoluzione, porterà ad ottenere dei modelli sempre più accurati ed efficienti nel campo industriale, nonostante siano già presenti sistemi ibridi (integrati con IA) che vengono attualmente utilizzati nel contesto di studio.

In tal senso, migliorare il prompt engineering, integrando per esempio tabelle di calcolo o tempi e costi standard d'officina potrebbe guidare i modelli verso elaborazioni di tipo parametrico, diminuendo sensibilmente le stime infondate.

In conclusione, sebbene attualmente gli LLM non possano essere utilizzati come strumento di calcolo principale per la preventivazione dei costi, essi rappresentano una risorsa fondamentale su cui investire nel Cost Engineering, poiché possiedono capacità importanti e con ottime prospettive nel medio-lungo termine. Ad oggi però, è possibile osservare come la loro integrazione rappresenti un mezzo capace di accelerare le fasi preliminari di stima (early stage costing) se affiancati da una supervisione tecnica competente.

Appendice A – Raccolta dei componenti analizzati

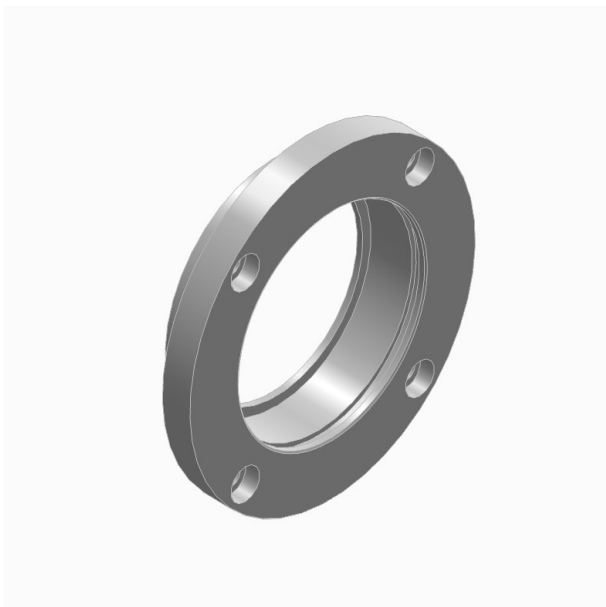


Figura A. 1 Modello tridimensionale "Flangia" (PART_01)

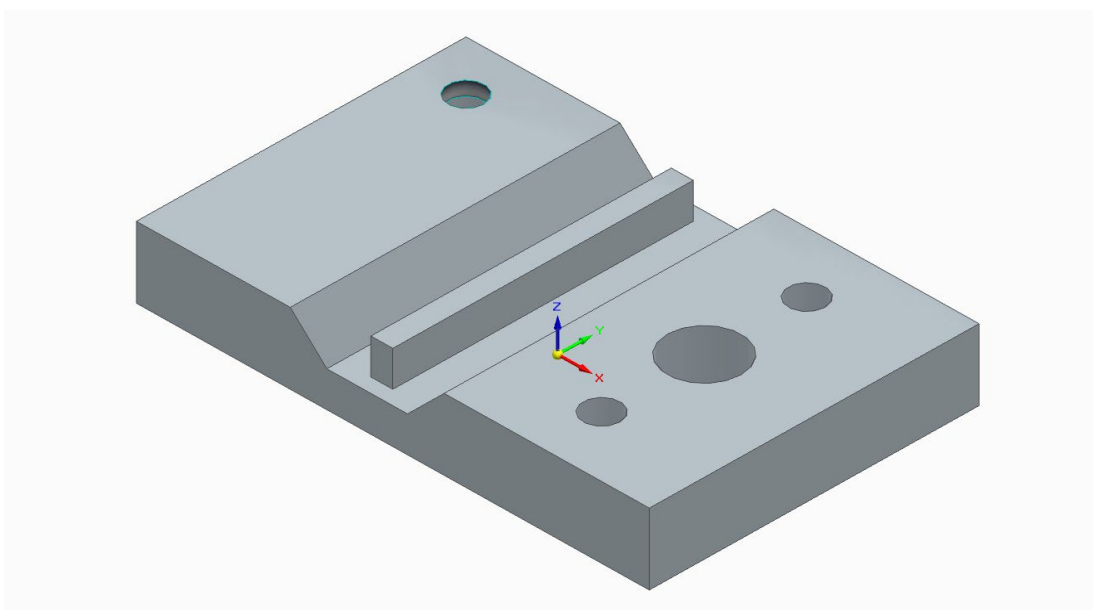


Figura A. 2 Modello tridimensionale "Piastra" (PART_02)

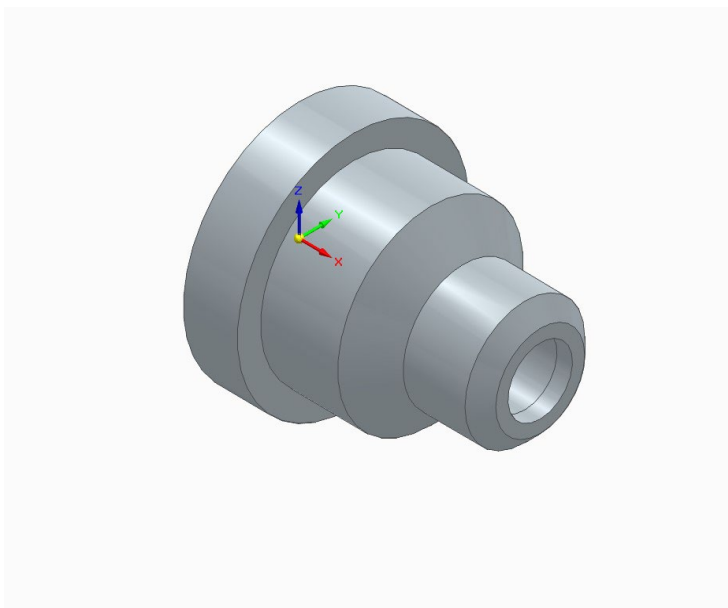


Figura A. 3 Modello tridimensionale "Alberino" (PART-03)

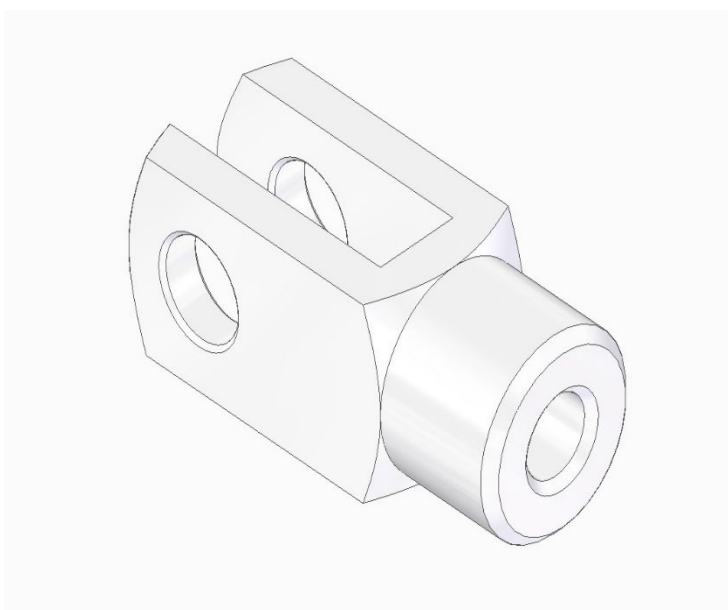


Figura A. 4 Modello tridimensionale "Forcella" (PART_04)

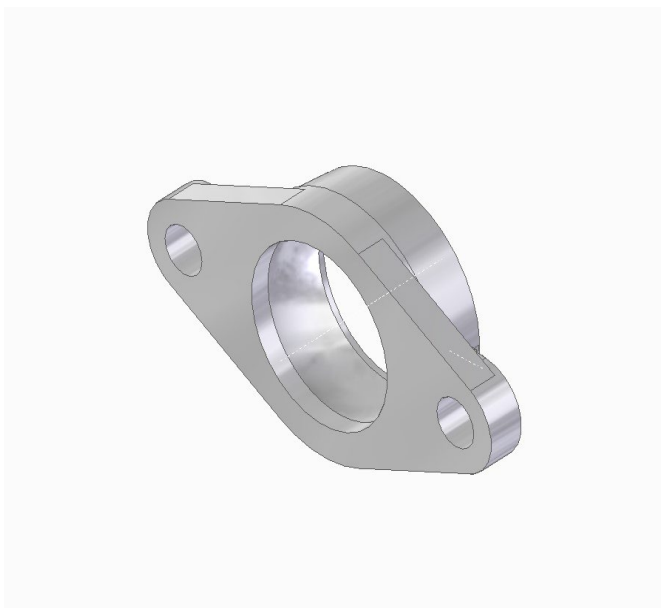


Figura A. 5 Modello tridimensionale "Supporto Cuscinetto" (PART_05)

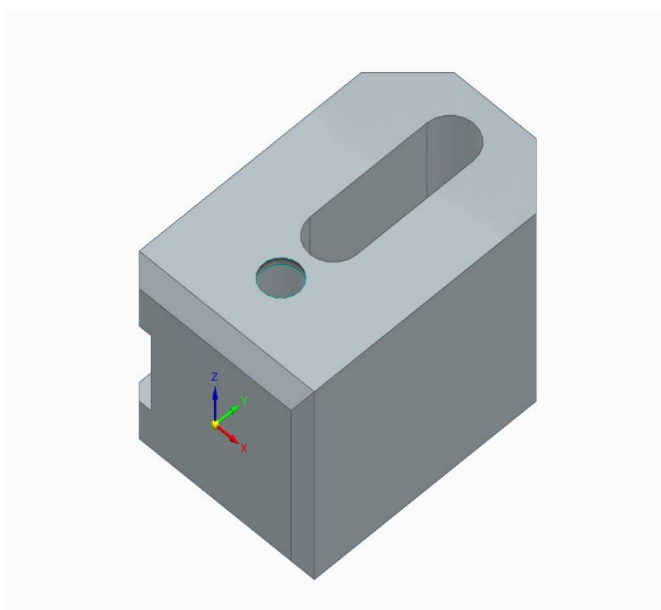


Figura A. 6 Modello tridimensionale "Guida" (PART_06)



Figura A. 7 Modello tridimensionale "Raccordo Idraulico" (PART_07)



Figura A. 8 Modello tridimensionale "Ugello" (PART_08)



Figura A. 9 Modello tridimensionale "Mozzo Dentato" (PART_09)

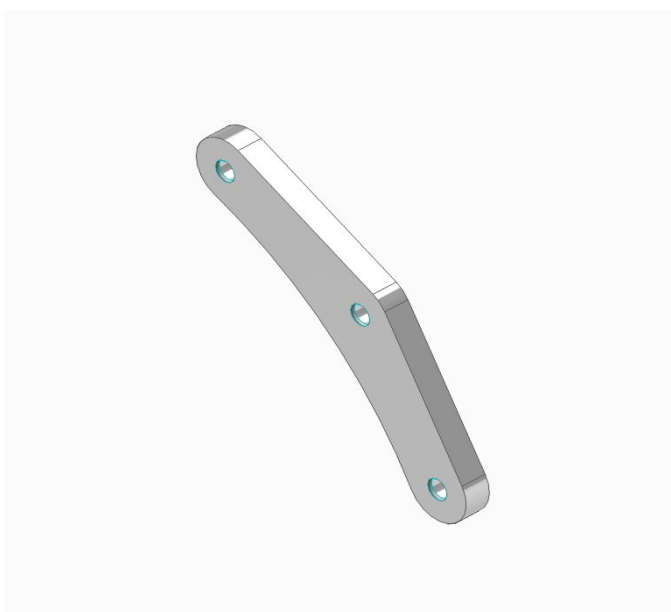


Figura A. 10 Modello tridimensionale "Staffa" (PART_10)

Appendice B – Raccolta dei prompt utilizzati

Agisci da Cost Analyst ed effettua la preventivazione del costo del componente dato.

DATI INPUT:

-Dimensioni del lotto di produzione: 100 pz. ;

-Materiale: S235 0,699 Eur/Kg;

-Paese di fabbricazione: Italia;

-Costo Orario Macchina: Tornio: 54,27 Eur/h;

-Rugosità generale richiesta: 1,6µm;

DATI OUTPUT:

-Costo Materia Prima;

-Costo Setup (ossia : tempo totale di attrezzaggio macchina, tempo di programmazione, tempo totale attrezzaggio utensili, tempo incremento primo pezzo);

-Costo Accessorio (ossia: tempo di carico, primo posizionamento e scarico pezzo, tempo totale di riposizionamento pezzo (se necessario), tempo totale di cambio utensili nella macchina (se necessario)) ;

-Costo operazioni;

-Ciclo di lavorazione e parametri di taglio;

-Strumenti e utensili utilizzati;

NON FARE RIFERIMENTO AD ANALISI EFFETTUATE IN PRECEDENZA.

Prompt B. 1 PART_01

Agisci da Cost Analyst ed effettua la preventivazione del costo del componente dato.

DATI INPUT:

-Dimensioni del lotto di produzione: 100 pz. ;

-Materiale: S235 0,73 Eur/Kg;

-Paese di fabbricazione: Italia;

-Costo Orario Macchina: Centro di lavoro verticale 3 assi: 58,88 Eur/h;

-Rugosità generale richiesta: 1,6 µm;

-Rugosità locale richiesta: 0,8 µm;

DATI OUTPUT:

-Costo Materia Prima;

-Costo Setup (ossia : tempo totale di attrezzaggio macchina, tempo di programmazione, tempo totale attrezzaggio utensili, tempo incremento primo pezzo);

-Costo Accessorio (ossia: tempo di carico, primo posizionamento e scarico pezzo, tempo totale di riposizionamento pezzo (se necessario), tempo totale di cambio utensili nella macchina (se necessario)) ;

-Costo operazioni;

-Ciclo di lavorazione e parametri di taglio;

-Strumenti e utensili utilizzati;

NON FARE RIFERIMENTO AD ANALISI EFFETTUATE IN PRECEDENZA.

Prompt B. 2 PART_02

Agisci da Cost Analyst ed effettua la preventivazione del costo del componente dato.

DATI INPUT:

- Dimensioni del lotto di produzione: 100 pz. ;
- Materiale: S235 0,709 Eur/Kg;
- Paese di fabbricazione: Italia;
- Costo Orario Macchine: Taglio plasma: 67,72 EUR/h Tornio di precisione: 55.84 Eur/h, Macchina di misura a coordinate 55,66 Eur/h;
- Rugosità Generale: 25 μm ;
- Rugosità Locale: 0,8 μm ;

DATI OUTPUT:

- Costo Materia Prima;
 - Costo Setup (ossia : tempo totale di attrezzaggio macchina, tempo di programmazione, tempo totale attrezzaggio utensili, tempo incremento primo pezzo);
 - Costo Accessorio (ossia: tempo di carico, primo posizionamento e scarico pezzo, tempo totale di riposizionamento pezzo (se necessario), tempo totale di cambio utensili nella macchina (se necessario)) ;
 - Costo operazioni;
 - Ciclo di lavorazione e parametri di taglio;
 - Strumenti e utensili utilizzati;
- NON FARE RIFERIMENTO AD ANALISI EFFETTUATE IN PRECEDENZA.

Prompt B. 3 PART_03

Agisci da Cost Analyst ed effettua la preventivazione del costo del componente dato.

DATI INPUT:

- Dimensioni del lotto di produzione: 100 pz. ;
- Materiale: S235 0,779 Eur/Kg;
- Paese di fabbricazione: Italia;
- Costo Orario Macchina: Centro di lavoro orizzontale 4 assi: 63,75 Eur/h, Taglio profilati 31,09 Eur/h
- Rugosità generale richiesta: 3,2 μm ;

DATI OUTPUT:

- Costo Materia Prima;
 - Costo Setup (ossia : tempo totale di attrezzaggio macchina, tempo di programmazione, tempo totale attrezzaggio utensili, tempo incremento primo pezzo);
 - Costo Accessorio (ossia: tempo di carico, primo posizionamento e scarico pezzo, tempo totale di riposizionamento pezzo (se necessario), tempo totale di cambio utensili nella macchina (se necessario)) ;
 - Costo operazioni;
 - Ciclo di lavorazione e parametri di taglio;
 - Strumenti e utensili utilizzati;
- NON FARE RIFERIMENTO AD ANALISI EFFETTUATE IN PRECEDENZA

Prompt B. 4 PART_04

Agisci da Cost Analyst ed effettua la preventivazione del costo del componente dato.

DATI INPUT:

- Dimensioni del lotto di produzione: 100 pz. ;
- Materiale: S235 0,729 Eur/Kg;
- Paese di fabbricazione: Italia;
- Costo Orario Macchina: Centro di lavoro verticale 3 assi: 58,88 Eur/h, Macchina di misura a coordinate: 55,66 Eur/h;
- Rugosità generale richiesta: 3,2 μm ;
- Rugosità locale richiesta: 0,8 μm ;

DATI OUTPUT:

- Costo Materia Prima;
 - Costo Setup (ossia : tempo totale di attrezzaggio macchina, tempo di programmazione, tempo totale attrezzaggio utensili, tempo incremento primo pezzo);
 - Costo Accessorio (ossia: tempo di carico, primo posizionamento e scarico pezzo, tempo totale di riposizionamento pezzo (se necessario), tempo totale di cambio utensili nella macchina (se necessario)) ;
 - Costo operazioni;
 - Ciclo di lavorazione e parametri di taglio;
 - Strumenti e utensili utilizzati;
- NON FARE RIFERIMENTO AD ANALISI EFFETTUATE IN PRECEDENZA.

Prompt B. 5 PART_05

Agisci da Cost Analyst ed effettua la preventivazione del costo del componente dato.

DATI INPUT:

- Dimensioni del lotto di produzione: 100 pz.
- ; -Materiale: S235 0,729 Eur/Kg;
- Paese di fabbricazione: Italia;
- Rugosità generale richiesta: 25 μm ;
- Processi: Taglio Plasma 67,72 Eur/h, Centro di lavoro verticale 3 assi 58,88 Eur/h,

DATI OUTPUT:

- Costo Materia Prima;
 - Costo Setup (ossia : tempo totale di attrezzaggio macchina, tempo di programmazione, tempo totale attrezzaggio utensili, tempo incremento primo pezzo);
 - Costo Accessorio (ossia: tempo di carico, primo posizionamento e scarico pezzo, tempo totale di riposizionamento pezzo (se necessario), tempo totale di cambio utensili nella macchina (se necessario)) ;
 - Costo operazioni;
 - Ciclo di lavorazione e parametri di taglio;
 - Strumenti e utensili utilizzati;
- NON FARE RIFERIMENTO AD ANALISI EFFETTUATE IN PRECEDENZA.

Prompt B. 6 PART_06

Agisci da Cost Analyst ed effettua la preventivazione del costo del componente dato.

DATI INPUT:

- Dimensioni del lotto di produzione: 100 pz.
- ; -Materiale: S235 0,689 Eur/Kg;
- Paese di fabbricazione: Italia;
- Rugosità generale richiesta: 1.6 μm ;
- Processi: Torno fantina mobile 63,09 EUR/h;

DATI OUTPUT:

- Costo Materia Prima;
 - Costo Setup (ossia : tempo totale di attrezzaggio macchina, tempo di programmazione, tempo totale attrezzaggio utensili, tempo incremento primo pezzo);
 - Costo Accessorio (ossia: tempo di carico, primo posizionamento e scarico pezzo, tempo totale di riposizionamento pezzo (se necessario), tempo totale di cambio utensili nella macchina (se necessario)) ;
 - Costo operazioni;
 - Ciclo di lavorazione e parametri di taglio;
 - Strumenti e utensili utilizzati;
- NON FARE RIFERIMENTO AD ANALISI EFFETTUATE IN PRECEDENZA.

Prompt B. 7 PART_07

Agisci da Cost Analyst ed effettua la preventivazione del costo del componente dato.

DATI INPUT:

- Dimensioni del lotto di produzione: 100 pz. ;
- Materiale: S235 0,689 Eur/Kg;
- Paese di fabbricazione: Italia;
- Rugosità generale richiesta: 3.2 μm ;
- Processi: Torno fantina mobile 63,09 EUR/h;

DATI OUTPUT:

- Costo Materia Prima;
 - Costo Setup (ossia : tempo totale di attrezzaggio macchina, tempo di programmazione, tempo totale attrezzaggio utensili, tempo incremento primo pezzo);
 - Costo Accessorio (ossia: tempo di carico, primo posizionamento e scarico pezzo, tempo totale di riposizionamento pezzo (se necessario), tempo totale di cambio utensili nella macchina (se necessario)) ;
 - Costo operazioni;
 - Ciclo di lavorazione e parametri di taglio;
 - Strumenti e utensili utilizzati;
- NON FARE RIFERIMENTO AD ANALISI EFFETTUATE IN PRECEDENZA.

Prompt B. 8 PART_08

Agisci da Cost Analyst ed effettua la preventivazione del costo del componente dato.

DATI INPUT:

- Dimensioni del lotto di produzione: 100 pz. ;
- Materiale: S235 0,729 Eur/Kg;
- Paese di fabbricazione: Italia;
- Rugosità generale richiesta: 25 μm ;
- Processi: Taglio profilati 31,09 EUR/h, Fresatrice manuale 43,86 EUR/h,

DATI OUTPUT:

- Costo Materia Prima;
- Costo Setup (ossia : tempo totale di attrezzaggio macchina, tempo di programmazione, tempo totale attrezzaggio utensili, tempo incremento primo pezzo);
- Costo Accessorio (ossia: tempo di carico, primo posizionamento e scarico pezzo, tempo totale di riposizionamento pezzo (se necessario), tempo totale di cambio utensili nella macchina (se necessario)) ;
- Costo operazioni;
- Ciclo di lavorazione e parametri di taglio;
- Strumenti e utensili utilizzati;

NON FARE RIFERIMENTO AD ANALISI EFFETTUATE IN PRECEDENZA.

Prompt B. 9 PART_09

Agisci da Cost Analyst ed effettua la preventivazione del costo del componente dato.

DATI INPUT:

- Dimensioni del lotto di produzione: 100 pz. ;
- Materiale: S235 0,729 Eur/Kg;
- Paese di fabbricazione: Italia;
- Rugosità generale richiesta: 25 μm ;
- Processi: Taglio Laser 81,99 EUR/h, Centro di lavoro verticale 3 assi 58,88 Eur/h

DATI OUTPUT:

- Costo Materia Prima;
- Costo Setup (ossia : tempo totale di attrezzaggio macchina, tempo di programmazione, tempo totale attrezzaggio utensili, tempo incremento primo pezzo);
- Costo Accessorio (ossia: tempo di carico, primo posizionamento e scarico pezzo, tempo totale di riposizionamento pezzo (se necessario), tempo totale di cambio utensili nella macchina (se necessario)) ;
- Costo operazioni;
- Ciclo di lavorazione e parametri di taglio;
- Strumenti e utensili utilizzati;

NON FARE RIFERIMENTO AD ANALISI EFFETTUATE IN PRECEDENZA.

Prompt B. 10 PART_10

Bibliografia

- [1] A. Niazi, J. S. Dai, S. Balabani, and L. Seneviratne, "Product cost estimation: Technique classification and methodology review," 2006, *American Society of Mechanical Engineers(ASME)*. doi: 10.1115/1.2137750.
- [2] I. Federico Campi Ing Marco Mandolini, "FACOLTA' DI INGEGNERIA Progettazione preliminare di macchine per il packaging: studio di metodi e strumenti di machine learning per la preventivazione dei costi Preliminary design of packaging machineries: a study of machine learning methods and tools for cost estimation".
- [3] P. Duverlie and J. M. Castelain, "Cost Estimation During Design Step: Parametric Method versus Case Based Reasoning Method," 1999.
- [4] Y. Shi, Y. Zhang, K. Xia, and R. Harik, "A critical review of feature recognition techniques," 2020, *CAD Solutions, LLC*. doi: 10.14733/cadaps.2020.861-899.
- [5] aPriori Technologies, "Manufacturing Insights Platform."
- [6] Dassault Systèmes, "SOLIDWORKS Costing."
- [7] Siemens Digital Industries Software, "Teamcenter Product Cost Managemen."
- [8] "QUOTY SOFTWARE."
- [9] H. Ehlhardt, "COMPUTER AIDED COST ESTIMATING," 2014.
- [10] Tim Mucci, IBM Writer, and Gather, "La storia dell'AI."
- [11] A. M. Turing, "M I N D A QUARTERLY REVIEW OF PSYCHOLOGY AND PHILOSOPHY I.-COMPUTING MACHINERY AND

- INTELLIGENCE," 1950. [Online]. Available:
<https://academic.oup.com/mind/article/LIX/236/433/986238>
- [12] wikipedia, "Stochastic_neural_analog_reinforcement_calculator."
 - [13] D. C. J. McCarthy, H. U. M. L. Minsky, I. B. M. C. N. Rochester, and B. T. L. C.E. Shannon, "A PROPOSAL FOR THE DARTMOUTH SUMMER RESEARCH PROJECT ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE."
 - [14] Benjamin Kuipers, "Progress in AI."
 - [15] David E. Rumelhart, Ronald J. Williams, and Geoffrey E. Hinton, "Learning representations by back-propagating errors."
 - [16] S. Dellapietra and V. Dellapietra, "Candide: A Statistical Machine Translation System," 1992.
 - [17] Databricks, "Cosa sono i Large Language Models (LLM)?"
 - [18] A. Vaswani *et al.*, "Attention Is All You Need."
 - [19] Carlo Negri, "ChatGPT, cos'è e come funziona: limiti e opportunità."