



ALMA MATER STUDIORUM  
UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

**DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA INDUSTRIALE**

**CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN  
INGEGNERIA GESTIONALE**

# **SVILUPPO DI UN ALGORITMO PER LA PIANIFICAZIONE DI ACCESSORI E KIT: IL CASO MAGNI TH**

**Relatore**

**Chiar.mo Prof. Alberto Regattieri**

**Presentata da**

**Chiara Cerino**

**Correlatori**

**Dott. Cristian Zanoni**

**Annalisa Malagoli**

---

**Sessione marzo 2026**

**Anno Accademico 2025/2026**



ALMA MATER STUDIORUM  
UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

**DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA INDUSTRIALE**

**CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN  
INGEGNERIA GESTIONALE**

# **SVILUPPO DI UN ALGORITMO PER LA PIANIFICAZIONE DI ACCESSORI E KIT: IL CASO MAGNI TH**

**Relatore**

**Chiar.mo Prof. Alberto Regattieri**

**Presentata da**

**Chiara Cerino**

**Correlatori**

**Dott. Cristian Zanoni**

**Annalisa Malagoli**

---

**Sessione marzo 2026**

**Anno Accademico 2025/2026**



*A chi vuole bene,  
incondizionatamente.*

## ***Abstract***

La pianificazione della domanda rappresenta un elemento centrale nei processi di gestione della supply chain, in particolare nei contesti caratterizzati da elevata varietà di configurazioni di prodotto e forte interdipendenza tra prodotti principali e accessori. In tali contesti, la qualità delle previsioni influisce direttamente sull'efficienza operativa, sulla gestione delle scorte e sulla stabilità del processo decisionale.

Il presente lavoro analizza il processo di pianificazione degli accessori e dei kit in un contesto industriale reale, caratterizzato da un'ampia gamma di allestimenti associabili a diverse famiglie di macchine. Dopo aver ricostruito e formalizzato il processo attualmente utilizzato (modello AS-IS), vengono evidenziate alcune criticità legate all'utilizzo di medie storiche semplici, alla limitata capacità di rappresentare la variabilità della domanda e all'elevato impegno operativo richiesto per la gestione manuale del processo.

Sulla base di tali evidenze viene sviluppato un modello algoritmico di previsione implementato in ambiente Python, che separa la componente di domanda dipendente (*bundled*) da quella indipendente (*standalone*). Il modello introduce un calcolo dell'*attachment rate* basato su finestra temporale mobile e pesatura delle osservazioni storiche, una modellazione parametrica del sell-out delle macchine a stock e una stima della domanda standalone fondata su media pesata e componente stagionale.

Il confronto tra i due approcci, condotto su dati reali di vendita, mostra un miglioramento dell'accuratezza previsionale e una significativa riduzione del tempo operativo necessario alla generazione del *forecast*. I risultati evidenziano come l'introduzione di strumenti algoritmici possa contribuire a rendere il processo di pianificazione più robusto, replicabile ed efficiente, mantenendo al contempo il ruolo decisionale del planner nella fase finale di validazione.

# INDICE

Introduzione.....	1
Capitolo 1: Inquadramento teorico.....	3
1.1 Pianificazione della domanda .....	3
1.1.1 Domanda dipendente e domanda indipendente.....	3
1.1.2 Pianificazione aggregata e piano di produzione.....	3
1.1.3 Il ruolo del <i>forecast</i> .....	4
1.2 Principi di <i>forecasting</i> e approcci previsionali .....	4
1.2.1 Media storica .....	4
1.2.2 Pesatura temporale delle osservazioni.....	5
1.2.3 Livello medio e stagionalità .....	5
1.2.4 Considerazioni metodologiche .....	5
1.3 <i>Attachment rate</i> e modellazione della domanda dipendente .....	6
1.3.1 Definizione dell' <i>attachment rate</i> .....	6
1.3.2 <i>Attachment rate</i> come stima statistica.....	6
1.3.3 Collegamento con il piano principale di produzione .....	7
1.3.4 Limiti dell'approccio medio .....	7
1.4 Separazione tra componente <i>bundled</i> e componente <i>standalone</i> .....	7
1.4.1 Domanda dipendente ( <i>bundled</i> ) e indipendente ( <i>standalone</i> ) .....	8
1.4.2 Criticità dell'approccio aggregato e vantaggi della separazione strutturale .	8
1.5 Indicatori di accuratezza previsionale.....	9
1.5.1 Errore assoluto medio (MAE) .....	9
1.5.2 Errore percentuale pesato (WAPE).....	9
1.5.3 Bias previsionale .....	10
1.5.4 Rilevanza nel contesto della tesi .....	10
Capitolo 2: Contesto aziendale.....	11
2.1 L'azienda e il suo sviluppo.....	11
2.2 Gamma prodotti .....	12
2.2.1 Sollevatori telescopici rotativi (RTH) .....	12
2.2.2 Sollevatori telescopici fissi (TH).....	13

2.2.3 Sollevatori telescopici <i>heavy duty</i> (HTH) .....	13
2.2.4 Sollevatori telescopici fissi agricoli (HTA).....	14
2.3 Gamma accessori e kit .....	14
2.4 Struttura organizzativa e flusso della Supply Chain.....	16
Capitolo 3: Analisi del processo AS-IS .....	18
3.1 Architettura informativa del sistema attuale.....	18
3.1.1 Database storico ( <i>file “Analisi Vend”</i> ) .....	18
3.1.2 Avanzamento della produzione ( <i>file “Avanzamento”</i> ).....	18
3.1.3 Supporto all’analisi percentuale ( <i>file “AV”</i> ) .....	19
3.1.4 File di pianificazione accessori .....	19
3.1.5 File di pianificazione kit.....	20
3.1.6 Caratteristiche dell’architettura .....	20
3.2 Fasi operative del processo AS-IS .....	20
3.2.1 Aggiornamento del database storico.....	21
3.2.2 Calcolo degli <i>attachment rate</i> .....	21
3.2.3 Integrazione MPS e macchine a stock.....	21
3.2.4 Distribuzione delle macchine a stock ( <i>sell-out</i> ) .....	21
3.2.5 Calcolo del fabbisogno <i>bundled</i> .....	21
3.2.6 Calcolo del fabbisogno <i>standalone</i> (solo accessori) .....	22
3.2.7 <i>Forecast</i> complessivo .....	22
3.2.8 Decisione di riordino .....	22
3.2.9 Sintesi temporale del processo .....	22
3.3 Criticità strutturali del processo AS-IS .....	23
3.3.1 Separazione tra database e motore di calcolo.....	23
3.3.2 Elevata dipendenza da collegamenti esterni.....	23
3.3.3 Rigidità parametrica .....	23
3.3.4 Duplicazione strutturale del processo.....	24
3.3.5 Fase decisionale non formalizzata.....	24
3.3.6 Assenza di formalizzazione matematica esplicita .....	24
3.3.7 Impatto temporale del processo.....	25

3.4	Formalizzazione matematica del modello implicito AS-IS.....	25
3.4.1	<i>Attachment rate</i> .....	25
3.4.2	Volumi macchina pianificati.....	25
3.4.3	Fabbisogno <i>bundled</i> .....	26
3.4.4	Componente <i>standalone</i> (solo accessori).....	26
3.4.5	<i>Forecast</i> complessivo .....	26
3.4.6	Considerazioni sul modello implicito.....	26
Capitolo 4:	Soluzione proposta .....	28
4.1	Obiettivi progettuali e principi di sviluppo del modello.....	28
4.2	Architettura logica del modello.....	29
4.3	Implementazione algoritmica.....	30
4.3.1	Struttura dei dati in input.....	30
4.3.2	Calcolo dell' <i>Attachment Rate</i> pesato su finestra mobile.....	32
4.3.3	Integrazione del MPS e modellazione del <i>sell-out</i> parametrico.....	35
4.3.4	Calcolo del <i>forecast bundled</i> .....	37
4.3.5	Calcolo del <i>forecast standalone</i> (media pesata e componente stagionale). 37	
4.3.6	Costruzione dell'output finale .....	40
4.4	Parametrizzazione del modello .....	42
4.4.1	Parametri temporali .....	43
4.4.2	Parametri di <i>sell-out</i> dello stock.....	43
4.4.3	Parametri di controllo sulla stagionalità.....	43
4.5	Differenze strutturali rispetto al processo AS-IS .....	43
4.5.1	Struttura informativa e gestione dei dati .....	43
4.5.2	Formalizzazione dell' <i>Attachment Rate</i> .....	44
4.5.3	Modellazione esplicita dello stock .....	44
4.5.4	Trattamento della componente <i>standalone</i> .....	45
4.5.5	Separazione tra previsione e decisione gestionale .....	45
4.6	Limiti del modello e possibili sviluppi futuri .....	45
4.6.1	Codici elaborati .....	45
4.6.2	Assenza di politiche di stock integrate .....	46

4.6.3 Sensibilità alle variazioni del piano produttivo.....	46
4.6.4 Integrazione di indicatori di concentrazione cliente .....	46
4.6.5 Considerazioni conclusive.....	47
Capitolo 5: Validazione dell'approccio proposto .....	48
5.1 Metodologia di validazione del modello .....	48
5.2 Confronto grafico dei risultati.....	48
5.3 Confronto sintetico delle prestazioni previsive .....	49
5.4 Implicazioni operative dell'errore previsionale.....	50
5.5 Impatto organizzativo ed economico del tempo operativo.....	51
5.6 Sintesi comparativa dei risultati.....	52
Capitolo 6: Conclusioni.....	53
6.1 Sintesi dei risultati.....	53
6.2 Contributo metodologico e implicazioni organizzative.....	53
6.3 Sviluppi futuri .....	54
6.4 Considerazioni finali.....	54
Riferimenti.....	56

## Introduzione

Negli ultimi decenni, l'evoluzione dei mercati industriali ha determinato un progressivo aumento della varietà di prodotto e del livello di personalizzazione richiesto dal cliente finale. In particolare, nei settori caratterizzati da prodotti configurabili, la pianificazione della produzione e dei materiali assume un ruolo centrale per garantire efficienza e un adeguato livello di servizio.

In tali contesti, la presenza di una gamma di prodotti ampia che consente molteplici combinazioni tra macchine principali e componenti opzionali genera una significativa complessità nella gestione dei fabbisogni. Gli accessori e i componenti opzionali, infatti, non seguono dinamiche di domanda autonome, ma risultano in parte dipendenti dalla configurazione delle macchine vendute (**domanda bundled**) e in parte da richieste indipendenti (**domanda standalone**).

La pianificazione efficace di tali componenti richiede pertanto l'integrazione di diverse fonti informative: lo storico aziendale delle vendite, il piano principale di produzione (*Master Production Schedule* – MPS) e logiche di associazione tra prodotto principale e accessori. L'accuratezza delle previsioni della domanda dipendente e indipendente costituiscono fattori determinanti per la riduzione dei costi di magazzino e per il contenimento dei fenomeni di *stock-out* o *overstock*.

Un ulteriore elemento critico riguarda la gestione temporale dell'informazione. Modelli previsionali basati su medie aritmetiche semplici su orizzonti temporali limitati possono risultare poco reattivi ai cambiamenti della domanda, soprattutto in presenza di evoluzioni nella configurazione tecnica dei prodotti o cambiamenti nel mix di vendita. L'introduzione di meccanismi di pesatura temporale, analisi stagionale e aggiornamento *rolling* rappresenta una prassi consolidata nei moderni sistemi di *demand planning*.

Nonostante tali evidenze teoriche, in numerose realtà industriali la pianificazione operativa viene ancora supportata da strumenti *general purpose*, quali fogli di calcolo complessi e interconnessi, nei quali archivio dati, calcoli previsionali e visualizzazioni operative coesistono in un'unica struttura. Questa sovrapposizione può generare problemi di scalabilità e robustezza, specialmente in presenza di basi dati di grandi dimensioni. In particolare, l'assenza di strutture dati integrate e di algoritmi formalizzati può tradursi in **elevata dipendenza dall'operatore** e in **difficoltà di replicabilità del processo decisionale**.

Alla luce di questo, la progettazione di modelli algoritmici per la pianificazione dei componenti opzionali rappresenta un ambito di interesse rilevante, in quanto consente di trasformare un processo manuale in un sistema formalizzato, parametrico e scalabile.

L'azienda presso cui è stata svolta la presente ricerca gestisce un portafoglio molto ampio di accessori e kit, gestiti mediante file Excel distinti ma strutturalmente analoghi. Il database storico vendite supera le 120.000 righe ed è costituito da molteplici fogli pivot e formule interdipendenti. Tale struttura, pur consentendo la costruzione di indicatori di sintesi (*attachment rate*, percentuali di associazione, medie storiche), non si configura come un database normalizzato, ma come un ambiente ibrido in cui dati e logiche di calcolo risultano strettamente intrecciati.

Il processo operativo utilizzato è articolato in diverse fasi e richiede complessivamente circa otto ore di lavoro per ciascuna esecuzione (quattro dedicate agli accessori e quattro ai kit). Considerando una frequenza media di aggiornamento pari a circa due esecuzioni mensili, il tempo complessivamente dedicato alla sola elaborazione previsionale risulta pari a circa 170-180 ore annue.

A valle di tale fase, il planner effettua un'ulteriore analisi manuale per determinare le quantità effettivamente da ordinare, sulla base dello stock disponibile e delle indicazioni direzionali relative al livello di scorta desiderato.

Il sistema attuale risulta quindi funzionale, ma caratterizzato da elevata manualità, rigidità parametrica, assenza di formalizzazione matematica esplicita e scarsa separazione tra archivio dati e logica di calcolo.

L'obiettivo della presente tesi è la progettazione di un modello algoritmico strutturato per il **miglioramento della fase di *forecasting* nella pianificazione degli accessori e dei kit.**

In particolare, nel processo attuale la distribuzione temporale delle macchine a stock viene applicata manualmente su quattro mesi; nel modello proposto, tale parametro viene formalizzato e reso configurabile per singolo modello macchina, mantenendo una distribuzione uniforme nel periodo definito ma consentendo una maggiore flessibilità e tracciabilità della decisione.

L'approccio adottato introduce inoltre meccanismi di pesatura temporale per il calcolo dell'*attachment rate* e una gestione più strutturata della componente *standalone*, fornendo una stima del fabbisogno su orizzonte *rolling* a 12 mesi.

Il modello non implementa una politica di gestione dello stock di sicurezza né un'ottimizzazione economica dei riordini. La determinazione del livello di scorta rimane una decisione gestionale, definita dalla direzione e dal planner in funzione di vincoli operativi e finanziari. Il sistema proposto si configura pertanto come uno strumento di supporto decisionale volto a migliorare la qualità e la robustezza dell'informazione previsionale.

La tesi è organizzata come segue.

Il Capitolo 1 presenta i fondamenti teorici relativi alla pianificazione della domanda, alla distinzione tra domanda dipendente e indipendente e ai principali modelli previsionali applicati alla supply chain.

Il Capitolo 2 descrive il contesto aziendale e le caratteristiche del portafoglio prodotti, evidenziando la complessità derivante dall'elevato numero di accessori e kit e dal loro impatto sul processo di pianificazione.

Il Capitolo 3 analizza in modo dettagliato il processo attuale (AS-IS), formalizzandone la logica di calcolo e mettendone in evidenza le criticità metodologiche e operative.

Il Capitolo 4 presenta il modello algoritmico sviluppato, illustrandone l'architettura, le scelte metodologiche e le formulazioni matematiche adottate.

Il Capitolo 5 propone un confronto tra l'approccio AS-IS e il modello proposto, valutandone le prestazioni di previsione, le implicazioni operative e l'impatto organizzativo.

Il Capitolo 6, infine, riassume i risultati ottenuti, evidenzia il contributo del lavoro e delinea possibili sviluppi futuri del modello.

# Capitolo 1: Inquadramento teorico

## 1.1 Pianificazione della domanda

La pianificazione della domanda rappresenta una delle attività centrali nei sistemi produttivi industriali, in quanto costituisce la base informativa su cui si fondano le decisioni relative a produzione, approvvigionamento e gestione dello stock.

In un contesto manifatturiero, la qualità della previsione influisce sul tipo di servizio che si riesce a garantire al cliente, sul capitale mantenuto immobilizzato a stock, sulla variabilità dei piani di produzione e, in generale, sull'efficienza dell'intera supply chain.

Un errore sistematico nella stima della domanda può generare, da un lato, carenze di materiale e ritardi nelle consegne, dall'altro, eccessi di magazzino con conseguente incremento dei costi finanziari e logistici. (Milanato, 2008)

### 1.1.1 Domanda dipendente e domanda indipendente

Dal punto di vista concettuale, la domanda può essere distinta in due categorie principali:

- Domanda dipendente, che è funzione della domanda di un prodotto principale;
- Domanda indipendente, che deriva invece direttamente dal mercato e **non** è collegata ad altri prodotti. (Dizionario della Logistica, s.d.)

Nei sistemi di pianificazione basati su logiche MRP (*Material Requirements Planning*), questa distinzione è fondamentale e, nel caso oggetto di studio, assume una particolare rilevanza: gli accessori e i kit possono infatti essere venduti sia in associazione alla macchina principale (componente dipendente), sia come articoli *standalone* (componente indipendente).

Trattare in modo indistinto queste due dinamiche può generare distorsioni nella stima complessiva del fabbisogno.

### 1.1.2 Pianificazione aggregata e piano di produzione

All'interno dei sistemi produttivi, la pianificazione si articola generalmente su più livelli gerarchici, ciascuno con un diverso grado di dettaglio.

A un primo livello si colloca la **pianificazione aggregata della capacità**, orientata alla definizione dei volumi complessivi e al bilanciamento tra domanda e capacità produttiva su orizzonti medio-lunghi.

A un livello intermedio si trova il **Piano Principale di Produzione (MPS)**, che traduce le decisioni aggregate in quantità specifiche per modello e per periodo temporale.

Infine, al livello operativo, la **pianificazione dei fabbisogni materiali (MRP)** determina i componenti necessari alla produzione sulla base delle distinte base e dei volumi pianificati.

Il Piano Principale di Produzione (MPS) rappresenta il punto di collegamento tra la previsione della domanda di prodotto finito e il calcolo dei componenti necessari.

Ogni variazione dell'MPS si riflette, direttamente o indirettamente, sul fabbisogno dei materiali associati. Nei contesti caratterizzati da frequenti revisioni del piano produttivo, la coerenza tra previsione della domanda e volumi pianificati diventa un elemento critico. (Milanato, 2008, p. 62)

### 1.1.3 Il ruolo del *forecast*

La previsione della domanda costituisce uno strumento di supporto alla decisione. Essa fornisce una stima quantitativa del fabbisogno potenziale, sulla base della quale il planner può valutare i livelli di stock, tenendo conto della capacità del magazzino, dei lead time e di politiche di sicurezza.

In questo senso, il *forecast* rappresenta un elemento informativo che deve essere coerente con i dati storici, replicabile e trasparente nelle ipotesi adottate.

**L'obiettivo è fornire una base analitica più solida e meno soggetta a variabilità operativa, non eliminare la componente decisionale umana.**

Questo primo paragrafo crea le basi concettuali su cui si innesta l'analisi del processo attuale e lo sviluppo del modello algoritmico proposto nei capitoli successivi.

## 1.2 Principi di *forecasting* e approcci previsionali

La previsione della domanda può essere affrontata attraverso approcci di diversa complessità, che spaziano da metodi semplici basati su medie storiche fino a modelli statistici avanzati. La scelta del metodo dipende dal contesto operativo, dalla disponibilità dei dati e dall'obiettivo decisionale.

Nel contesto oggetto di studio, caratterizzato da dati storici pluriennali e da una necessità di aggiornamento periodico del *forecast*, risultano particolarmente rilevanti i metodi basati su:

- Medie storiche;
- Finestre temporali mobili;
- Pesatura delle osservazioni;
- Separazione tra livello medio e stagionalità.

I metodi basati su medie storiche e pesatura delle osservazioni rappresentano uno degli approcci più semplici e diffusi nel *forecasting* della domanda (Milanato, 2008). Le formulazioni riportate di seguito rappresentano una formalizzazione semplificata coerente con tali principi.

### 1.2.1 Media storica

Il metodo più elementare di previsione consiste nell'utilizzo della media aritmetica delle osservazioni passate:

$$\hat{F}_{t+1} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_{t-k}$$

Dove:

- $n$  è il numero di osservazioni storiche utilizzate;
- $Q_{t-k}$  rappresenta la domanda osservata nei periodi precedenti.

Questo approccio assume implicitamente che la domanda sia stazionaria, ovvero che il livello medio rimanga stabile nel tempo. Sebbene semplice e facilmente interpretabile, la media su un orizzonte fisso può risultare poco reattiva ai cambiamenti recenti.

Per ovviare a tale limite, viene spesso utilizzata una finestra mobile (*rolling window*), che considera solo gli ultimi  $n$  periodi, aggiornandosi dinamicamente nel tempo. La previsione diventa quindi funzione delle osservazioni più recenti, mantenendo una struttura semplice ma dinamica.

### 1.2.2 Pesatura temporale delle osservazioni

Una possibile miglioria consiste nell'attribuire un peso maggiore alle osservazioni più recenti. In questo caso la previsione assume la forma di media pesata:

$$\hat{F}_{t+1} = \frac{\sum_{k=1}^n w_k \cdot Q_{t-k}}{\sum_{k=1}^n w_k}$$

Dove  $w_k$  rappresenta il peso associato a ciascun periodo storico.

Nel presente contesto applicativo, l'introduzione di una pesatura temporale consente di valorizzare l'evoluzione recente delle configurazioni macchina e delle vendite *standalone*, senza ricorrere a modelli complessi.

### 1.2.3 Livello medio e stagionalità

In presenza di variazioni sistematiche legate al calendario (ad esempio distribuzione non uniforme delle vendite nei diversi mesi dell'anno), la domanda può essere scomposta in due componenti principali:

- Un livello medio di vendite mensili;
- Una componente stagionale ricorrente sul mese specifico.

Si adotta un approccio basato sulla separazione tra i due aspetti citati, che utilizza medie e indici senza l'introduzione di modelli statistici avanzati. La previsione è espressa come:

$$\hat{F}_c = L \cdot S_c$$

Dove:

- $L$  rappresenta il livello medio della domanda,
- $S_c$  rappresenta l'indice stagionale relativo al mese di calendario  $c$ .

Tale impostazione risulta particolarmente utile nei contesti in cui la domanda *standalone* presenta variazioni periodiche ma non trend marcati nel breve periodo.

### 1.2.4 Considerazioni metodologiche

Gli approcci descritti sono di complessità moderata, caratterizzati da trasparenza delle ipotesi, facilità di implementazione e adattabilità al contesto operativo.

In ambienti industriali in cui la pianificazione richiede aggiornamenti frequenti e integrazione con sistemi esistenti, tali caratteristiche possono risultare preferibili rispetto a modelli statistici più sofisticati ma meno interpretabili.

Il modello sviluppato nella presente tesi si colloca in questa prospettiva: introdurre maggiore rigore metodologico rispetto alle medie semplici, mantenendo al contempo coerenza con il processo decisionale aziendale.

### **1.3 Attachment rate e modellazione della domanda dipendente**

Nei sistemi produttivi tradizionali, la domanda dipendente viene calcolata in modo deterministico sulla base della distinta base (*Bill of Materials*). In questi casi, la quantità di componenti necessari è funzione diretta e fissa del numero di prodotti principali pianificati.

Tuttavia, nei sistemi caratterizzati da configurazioni variabili, optional o componenti acquistabili separatamente, la relazione tra prodotto principale e componente non è sempre deterministica. Nello specifico, la quantità di componenti associata a ciascun prodotto può variare nel tempo in funzione delle **scelte del cliente**, delle politiche commerciali o dell'evoluzione delle configurazioni tecniche.

In tali contesti risulta utile introdurre una misura statistica della relazione tra prodotto principale e componente: l'*attachment rate*.

Nel seguito della trattazione verrà adottata una notazione specifica per distinguere le diverse dimensioni temporali del modello:  $t$  indica i mesi appartenenti allo storico vendite (mesi passati) e  $m$  i mesi dell'orizzonte previsionale (mesi futuri).

#### **1.3.1 Definizione dell'*attachment rate***

L'*attachment rate* può essere definito come il numero medio di unità di un determinato componente secondario associate a ciascun prodotto principale venduto. Formalmente, per un codice accessorio  $i$  e un modello macchina  $j$ , l'indicatore può essere espresso come:

$$AR_{i,j} = \frac{Q_{i,j}}{Q_j}$$

Dove:

- $Q_{i,j}$  = quantità del codice  $i$  venduta associata al modello  $j$ ;
- $Q_j$  = numero di macchine del modello  $j$  vendute nello stesso periodo.

L'indicatore rappresenta quindi una media di utilizzo del componente per macchina, stimata su base storica.

#### **1.3.2 Attachment rate come stima statistica**

A differenza di una distinta base tecnica, l'*attachment rate* non è un parametro strutturale fisso, ma una grandezza stimata a partire dai dati storici di vendita. Esso incorpora implicitamente:

- Preferenze dei clienti;
- Configurazioni commerciali prevalenti;

- Eventuali variazioni nel tempo delle politiche di prodotto.

Per questo motivo, l'*attachment rate* può variare nel tempo e richiede un aggiornamento periodico per mantenere coerenza con l'evoluzione del mercato.

### 1.3.3 Collegamento con il piano principale di produzione

Una volta stimato l'*attachment rate*, la previsione della componente dipendente del codice  $i$  sul periodo previsionale  $m$  (derivante dalla vendita del modello  $j$ ) può essere ottenuta moltiplicando tale indicatore per il volume di prodotto principale previsto:

$$F_{i,m} = AR_{i,j} \cdot V_{j,m}$$

Dove  $V_{j,m}$  rappresenta il volume di macchine del modello  $j$  che si prevede di vendere nel periodo  $m$ .

Questa formulazione consente di integrare la previsione della domanda accessori nel processo di pianificazione produttiva, mantenendo una relazione strutturale tra vendita del prodotto principale e fabbisogno dei relativi allestimenti.

### 1.3.4 Limiti dell'approccio medio

L'utilizzo di un *attachment rate* medio comporta alcune ipotesi implicite:

- **Stabilità delle configurazioni** nel periodo considerato, ossia che le combinazioni tra macchine e accessori non subiscano variazioni rilevanti nel tempo e che le configurazioni commerciali rimangano sostanzialmente comparabili;
- **Assenza di discontinuità strutturali nella domanda**, ovvero che non vengano introdotti o rimossi accessori, kit o modelli macchina tali da modificare in modo significativo la struttura della domanda;
- **Coerenza tra periodo storico analizzato e orizzonte previsionale**, nel senso che il contesto operativo e commerciale futuro sia sufficientemente simile a quello osservato nello storico utilizzato per stimare l'indicatore.

In presenza di variazioni significative delle configurazioni o di politiche commerciali, l'indicatore potrebbe richiedere una revisione della finestra temporale o delle modalità di calcolo.

## 1.4 Separazione tra componente *bundled* e componente *standalone*

Nei sistemi caratterizzati dalla vendita di prodotti configurabili, componenti opzionali e accessori possono essere acquistati secondo modalità differenti: in associazione al prodotto principale oppure in modo indipendente.

Nel caso oggetto di studio, gli allestimenti (chiamati internamente OPZ e ACC) possono essere:

- Venduti insieme alla macchina principale (componente *bundled*);
- Acquistati separatamente, senza macchina associata (componente *standalone*).

Questa duplice modalità di vendita introduce una complessità rilevante nella modellazione della domanda, in quanto le due componenti rispondono a dinamiche differenti.

### 1.4.1 Domanda dipendente (*bundled*) e indipendente (*standalone*)

La componente *bundled* è direttamente collegata al volume di macchine vendute o pianificate. Essa rappresenta una forma di domanda dipendente stimata, in cui il fabbisogno è funzione del piano produttivo:

$$F_{i,m}^B = AR_{i,j} \cdot V_{j,m}$$

Tale domanda è quindi influenzata da:

- Configurazioni prevalenti, espresse attraverso l'*attachment rate* storico;
- Volumi macchina, pianificati nel MPS e integrati con il *sell-out* delle macchine a stock;
- L'evoluzione delle scelte commerciali che determinano l'associazione tra macchina e accessori.

La variabilità della componente *bundled* è strettamente connessa alla variabilità del piano principale di produzione.

La componente *standalone*, invece, non dipende direttamente dal numero di macchine pianificate, ma è generata dal mercato in modo autonomo. Essa può essere influenzata da ricambi, esigenze specifiche del cliente o vendite successive all'acquisto della macchina.

Tale domanda rientra nella categoria della domanda indipendente e richiede strumenti previsionali basati sull'analisi storica. (Vollmann, Berry, W. L., Whybark, D. C., & Jacobs, F. R., 2005, p. 47,48)

### 1.4.2 Criticità dell'approccio aggregato e vantaggi della separazione strutturale

Un approccio che **non** distingua le due componenti tende a calcolare una media storica complessiva del codice, incorporando implicitamente sia la parte dipendente sia quella indipendente. Questa impostazione può generare distorsioni, in particolare se il volume macchine varia significativamente, la quota *standalone* è instabile o il mix di configurazioni possibili cambia.

In questi casi, una media aggregata rischia di sovrastimare o sottostimare il fabbisogno futuro, poiché non separa le determinanti strutturali della domanda.

La distinzione tra componente *bundled* e *standalone* consente invece di:

- Collegare in modo diretto la domanda dipendente al piano produttivo;
- Trattare la domanda indipendente con strumenti previsionali dedicati;
- Migliorare la trasparenza delle ipotesi relative al *forecast*;
- Analizzare separatamente le fonti di errore previsionale.

Questa impostazione consente una modellazione più coerente con la natura ibrida degli allestimenti, che non sono né puramente deterministici (come in una distinta base fissa), né puramente indipendenti.

### 1.4.3 Collegamento con il modello sviluppato

Nel contesto della presente tesi, la separazione tra *bundled* e *standalone* rappresenta un elemento metodologico centrale.

Il processo AS-IS tendeva a trattare in modo parzialmente aggregato le due componenti, mentre il modello algoritmico proposto introduce una distinzione formale tra:

- Previsione dipendente, basata su *attachment rate* e volumi macchina;
- Previsione indipendente, basata su analisi storica con finestra mobile e componente stagionale.

Questa separazione costituisce uno dei principali miglioramenti strutturali rispetto al metodo precedente.

## 1.5 Indicatori di accuratezza previsionale

La valutazione di un modello di previsione richiede l'utilizzo di indicatori quantitativi in grado di misurare la distanza tra valori previsti e valori effettivamente osservati. Gli indicatori presentati nel presente capitolo sono tratti dalla letteratura sul *forecasting* e, in particolare, dal capitolo 5 del volume *Forecasting: Principles and Practice* (Hyndman & Athanasopoulos, 2013).

L'errore previsionale può essere definito come:

$$e_m = Q_m - F_m$$

Dove:

- $Q_m$  rappresenta la domanda reale osservata nel periodo  $m$ ;
- $F_m$  la previsione formulata per lo stesso periodo.

L'analisi dell'errore consente di valutare la qualità del modello e confrontare approcci previsionali differenti.

### 1.5.1 Errore assoluto medio (MAE)

Uno degli indicatori più semplici e diffusi è il *Mean Absolute Error* (MAE):

$$MAE = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |F_m - Q_m|$$

Dove  $M$  rappresenta il numero di mesi considerati.

Il MAE misura l'errore medio in unità fisiche di prodotto; è di facile interpretazione, ma non consente un confronto diretto tra codici con volumi molto differenti, poiché dipende dall'ordine di grandezza della domanda.

### 1.5.2 Errore percentuale pesato (WAPE)

Per superare i limiti dell'indice MAE, in ambito industriale è frequentemente utilizzato il *Weighted Absolute Percentage Error* (WAPE), definito come:

$$WAPE = \frac{\sum_{m=1}^M |F_m - Q_m|}{\sum_{m=1}^M Q_m}$$

Il WAPE esprime l'errore complessivo in forma percentuale rispetto ai volumi reali totali.

Questo indicatore presenta diversi vantaggi:

- Normalizza l'errore rispetto alla scala della domanda;
- Consente confronti tra codici con volumi differenti;
- Risulta stabile anche in presenza di periodi con domanda nulla, poiché non prevede una divisione per il valore osservato del singolo periodo.

Il WAPE rappresenta una misura robusta nei contesti applicativi in cui l'interesse principale è la valutazione dell'errore aggregato su un orizzonte temporale.

### 1.5.3 Bias previsionale

Oltre alla dimensione assoluta dell'errore, può essere utile analizzare la direzione dell'errore, ovvero la presenza di una sovrastima o sottostima sistematica.

Il bias medio può essere espresso come:

$$Bias = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (Q_m - F_m)$$

Un bias positivo indica una tendenza alla sottostima, mentre un bias negativo indica una sovrastima sistematica.

### 1.5.4 Rilevanza nel contesto della tesi

Nel presente lavoro, la valutazione comparativa tra processo AS-IS e modello algoritmico proposto viene effettuata utilizzando principalmente il WAPE su un orizzonte futuro di dodici mesi completi.

La scelta di tale indicatore è motivata dalla necessità di confrontare codici con livelli di domanda differenti e l'interesse a valutare l'errore complessivo aggregato.

L'utilizzo di indicatori oggettivi consente di superare valutazioni qualitative e di quantificare in modo trasparente il miglioramento ottenuto.

## Capitolo 2: Contesto aziendale

Questo capitolo introduce l'azienda presso la quale è stato svolto il tirocinio. Questa analisi include il contesto, le problematiche e le motivazioni che hanno spinto l'azienda a intraprendere e realizzare il progetto stesso, fornendo così una cornice interpretativa utile alla comprensione dei capitoli successivi.



Figura 2: Logo ufficiale azienda Magni TH. Fonte: sito ufficiale (Magnith, s.d.)

### 2.1 L'azienda e il suo sviluppo

Magni Telescopic Handlers nasce nel 2013 dall'iniziativa imprenditoriale di Riccardo Magni, già fondatore e protagonista nello sviluppo internazionale del settore dei sollevatori telescopici. Dopo aver ceduto nel 2002 la precedente azienda di famiglia a un gruppo multinazionale, nel 2013 viene avviato un nuovo progetto industriale con l'obiettivo di sviluppare sollevatori telescopici rotativi ad alto contenuto tecnologico.

Fin dalla fase iniziale, l'azienda si è posizionata su una fascia di mercato medio-alta, puntando su innovazione tecnica, alte prestazioni e ampiezza di gamma. Nel corso di pochi anni, Magni TH ha registrato una crescita significativa, ampliando progressivamente il portafoglio prodotti e la propria presenza nel mercato internazionale.

Nel 2021 è stato inaugurato un nuovo stabilimento produttivo, progettato per supportare l'aumento dei volumi e la crescente complessità della gamma. Attualmente l'azienda opera in oltre 100 Paesi e realizza circa il 90% del fatturato sui mercati esteri.



Figura 2.1: Capannone linea finizione a Castelfranco Emilia. Fonte: sito ufficiale (Magnith, s.d.)

Nel 2023 il fatturato ha raggiunto circa 400 milioni di euro, con una crescita significativa rispetto agli anni precedenti. Tale espansione ha comportato un aumento della varietà di modelli, allestimenti e

configurazioni disponibili, generando una crescente complessità gestionale lungo l'intera supply chain.

Proprio in questo contesto di forte crescita e ampliamento della gamma si inserisce il tema della pianificazione accessori e kit, oggetto del presente lavoro.

## 2.2 Gamma prodotti

L'azienda opera nel settore dei sollevatori telescopici ad alte prestazioni, con una gamma articolata su più famiglie progettate per coprire differenti esigenze operative nei settori di costruzioni, industria e noleggio professionale.

La distintività della gamma risiede nell'elevato livello di specializzazione tecnica e nell'ampiezza dei range di portata e altezza coperti, elementi che differenziano l'offerta aziendale rispetto a molti competitor.

### 2.2.1 Sollevatori telescopici rotativi (RTH)

La famiglia RTH rappresenta il segmento tecnologicamente più avanzato della gamma, è utilizzato maggiormente in ristrutturazioni, manutenzione e movimentazione di materiali da costruzione, ma anche per interventi su strade, viadotti, aree verdi e boschive.

Caratteristiche distintive:

- Torretta rotante a 360°;
- Elevata versatilità;
- Stabilizzatori *scissors*.

La presenza della rotazione continua e la maggiore complessità strutturale rendono questi modelli particolarmente configurabili e caratterizzati da un numero elevato di componenti opzionali associabili.



*Figura 2.2.1 - a: RTH8.51  
sollevatore telescopico rotativo.  
Fonte: sito ufficiale (Magnith, s.d.)*

La gamma dei rotativi è attualmente composta da 21 modelli che si distinguono per la differente altezza raggiungibile (varia tra 18 e 51 metri) e peso massimo supportabile (varia tra 6 e 13 tonnellate). Ulteriori distinzioni riguardano la motorizzazione e la tipologia di stabilizzatore che può essere a forbice (*scissors*) o pivotante (solo per le macchine di minori dimensioni).



Figura 2.2.1 - b: Stabilizzatori scissors



Figura 2.2.1 - c: Stabilizzatori pivotanti

Fonte: sito ufficiale (Magnith, s.d.)

Gli stabilizzatori di tipo *scissors*, grazie ad una maggiore area di stabilizzazione, consentono maggiore potenza di carico e maggiore altezza di sollevamento.

### 2.2.2 Sollevatori telescopici fissi (TH)

La famiglia TH comprende sollevatori telescopici a torretta fissa, destinati principalmente ad applicazioni cantieristiche tradizionali quali ristrutturazioni, grandi eventi, concerti e impiantistica civile o industriale.

Caratteristiche principali:

- Torretta non rotante;
- Struttura compatta;
- Elevata maneggevolezza;
- Stabilizzatori pivotanti anteriori.

La gamma dei fissi è attualmente composta da 17 modelli che si distinguono per la differente altezza raggiungibile (varia tra 6 e 24 metri) e peso massimo sopportabile (varia tra 3 e 7 tonnellate).



Figura 2.2.2: TH3,5.7 sollevatore telescopico fisso.

Fonte: sito ufficiale (Magnith, s.d.)

### 2.2.3 Sollevatori telescopici *heavy duty* (HTH)

La famiglia HTH è dedicata alle applicazioni ad altissima capacità di carico.

Caratteristiche principali:

- Struttura rinforzata;
- Elevata portata;
- Configurazioni orientate ad ambiti industriali o infrastrutturali complessi.

I modelli HTH coprono portate superiori rispetto alle famiglie TH e RTH, collocandosi nel segmento *heavy lifting* del mercato, per sostenere pesi elevati si possono spingere ad altezze minori.

La gamma è attualmente composta da 9 modelli che si distinguono per la differente altezza raggiungibile (varia tra 10 e 14 metri) e le elevate portate sostenibili (variano tra 10 e 50 tonnellate).



*Figura 2.2.3: HTH35.12 sollevatore telescopico fisso heavy duty.  
Fonte: sito ufficiale (Magnith, s.d.)*

#### **2.2.4 Sollevatori telescopici fissi agricoli (HTA)**

Accanto alle tre famiglie consolidate citate, l'azienda ha avviato lo sviluppo di una nuova linea destinata al settore agricolo (HTA).

Dal punto di vista tecnico, i modelli HTA presentano caratteristiche progettuali differenti rispetto ai sollevatori per edilizia, con configurazioni e accessori dedicati al contesto agricolo.

Sebbene la linea sia in fase di sviluppo/introduzione, essa comporta già un ampliamento del perimetro gestionale implicando nuovi codici materiali, nuovi accessori dedicati e differenze nella domanda. L'introduzione della linea HTA rappresenta quindi un ulteriore elemento di complessità potenziale per il sistema di pianificazione accessori e kit.

La gamma dei fissi HTA è attualmente composta da 8 modelli che si distinguono per la differente altezza raggiungibile (varia tra 6 e 10 metri) e peso massimo sopportabile (varia tra 3 e 5 tonnellate).



*Figura 2.2.4: THA3.6 sollevatore telescopico fisso agricolo.  
Fonte: sito ufficiale (Magnith, s.d.)*

### **2.3 Gamma accessori e kit**

A completamento della gamma macchine, l'azienda offre una vasta gamma di accessori e allestimenti, organizzati in diverse macrocategorie funzionali. L'ampiezza della gamma costituisce un elemento

distintivo dell'offerta commerciale, ma rappresenta al contempo un fattore di complessità gestionale rilevante.

Di seguito sono riportate le categorie di accessori attualmente in catalogo.



Figura 2.3: famiglie accessori. Fonte: sito ufficiale (Magnith, s.d.)

- **Piattaforme portapersona:** consentono agli operatori di raggiungere altezze elevate in sicurezza. La gamma comprende 11 modelli, differenziati per capacità e compatibilità con le diverse famiglie di macchine.
- **Argani:** permettono il sollevamento e lo spostamento di carichi con peso variabile tra 2,7 e 13 tonnellate. Sono disponibili 15 modelli, ciascuno associabile a specifici modelli macchina.
- **Portaforche:** è l'allestimento di cui è offerta la gamma più varia e possono sostenere un peso variabile tra 3 e 35 tonnellate in base alla compatibilità con la macchina. Sono disponibili 53 modelli.
- **Bracci con gancio:** permettono il sollevamento di carichi a distanza, con capacità da 3 a 45 tonnellate (configurazione con 3 ganci). La gamma include 16 modelli.
- **Ganci:** sostengono carichi da 3 a 50 tonnellate. La gamma ne offre 12 modelli.
- **Manipolatori:** sono pinze progettate per esigenze specifiche del settore minerario, estrattivo e logistico. Consentono, ad esempio, di manipolare grandi ruote di peso fino a 16 tonnellate o cilindri di peso fino a 4,5 tonnellate. In catalogo sono presenti 11 modelli.
- **Pale (benne):** destinate al trasporto e al sollevamento di materiali, possono raggiungere una capienza fino a 5.900 litri, in funzione della macchina compatibile. Sono disponibili 17 modelli.
- **Accessori speciali:** categoria dedicata ad accessori che svolgono funzioni specifiche per determinati settori come tagliarami, sollevatori con ventose per vetri, lama da neve, ecc.; in totale sono messi a disposizione 15 modelli.

Complessivamente, la gamma accessori supera le cento varianti di prodotto distribuite su diverse categorie funzionali, ciascuna caratterizzata da differenti livelli di portata, capacità e compatibilità tecnica.

La varietà degli accessori e la loro compatibilità differenziata con i diversi modelli macchina generano una struttura ad elevata complessità combinatoria. La domanda di tali componenti non è uniforme né costante nel tempo, ma dipende dalla configurazione delle macchine vendute e, in parte, da vendite *standalone* indipendenti dal volume produttivo.

Tale contesto costituisce uno dei principali elementi di criticità del processo di pianificazione oggetto della presente tesi.

Oltre agli accessori singoli, l'azienda gestisce un'ampia gamma di **kit preconfigurati**, costituiti da insiemi di componenti assemblati internamente o raggruppati per specifiche esigenze operative e commerciali.

I kit attualmente presenti comprendono:

- 9 varianti dedicate al comfort, finalizzate a migliorare l'ergonomia e l'esperienza operativa dell'utilizzatore;
- 9 varianti orientate alle performance, volte a potenziare le capacità operative della macchina;
- 8 varianti dedicate alla sicurezza, sviluppate per rispondere a requisiti normativi o a esigenze di utilizzo specifiche;
- 4 varianti di omologazione stradale, differenziate in funzione del Paese di destinazione (Francia, Australia, Germania/Olanda, Italia);
- Ulteriori kit speciali destinati a lavorazioni particolari, accessori dedicati o personalizzazioni estetiche, inclusa la possibilità di modificare la colorazione della macchina (parti standard rosse o colorazione completa).

Dal punto di vista gestionale, i kit generano fabbisogni di componenti multipli e interconnessi, ampliando significativamente il numero di codici coinvolti nella pianificazione rispetto ai soli accessori singoli.

## 2.4 Struttura organizzativa e flusso della Supply Chain

Il processo che conduce dalla ricezione dell'ordine cliente alla consegna della macchina finita coinvolge diverse funzioni aziendali, organizzate in una sequenza integrata di attività.

Le principali fasi sono le seguenti.

1. **Ufficio commerciale/marketing:** raccoglie le richieste del cliente, definisce la configurazione della macchina e trasmette l'ordine agli uffici tecnici e alla pianificazione;
2. **Ufficio Tecnico:** verifica la fattibilità tecnica della configurazione richiesta, gestisce le distinte base e valida eventuali personalizzazioni o allestimenti specifici;
3. **Ufficio Tecnologie di Produzione:** definisce cicli produttivi, tempi standard e modalità di assemblaggio, garantendo la coerenza tra progettazione e capacità produttiva;
4. **Pianificazione:** elabora il piano principale di produzione (MPS) e coordina i volumi tra produzione, acquisti e magazzino. Il processo di pianificazione di kit e accessori è stato analizzato nel dettaglio nella presente tesi, verrà quindi approfondito nei capitoli successivi, attraverso un confronto tra il metodo attualmente adottato dall'azienda e la soluzione innovativa proposta;
5. **Ufficio Acquisti:** gestisce l'approvvigionamento dei componenti sulla base dei fabbisogni generati dalla pianificazione;
6. **Gestione Materiali:** controlla disponibilità, giacenze e movimenti di magazzino, assicurando la disponibilità dei materiali nei tempi richiesti;
7. **Logistica interna:** coordina il flusso dei materiali verso le linee di assemblaggio;
8. **Qualità:** effettua controlli sulle macchine assemblate, garantendo conformità agli standard aziendali e normativi;
9. **Produzione:** assembla la macchina secondo configurazione e distinta base, l'integrazione di accessori e kit può avvenire in differenti stadi del processo produttivo;
10. **Finitura post-produzione:** comprende eventuali personalizzazioni finali, collaudi e verifiche funzionali;
11. **Logistica outbound:** gestisce la spedizione verso il cliente finale.

La complessità organizzativa descritta evidenzia come la pianificazione degli accessori non sia un'attività isolata, ma un nodo di coordinamento tra più funzioni aziendali. La qualità della previsione incide quindi non solo sul magazzino, ma sull'intero equilibrio operativo.

## Capitolo 3: Analisi del processo AS-IS

### 3.1 Architettura informativa del sistema attuale

Il processo di pianificazione degli accessori e dei kit si basa su un insieme di file Excel interconnessi, utilizzati per l'archiviazione dei dati, l'elaborazione statistica e la costruzione del *forecast*. L'architettura informativa attuale non è strutturata con database normalizzati, ma con un sistema in cui dati grezzi, tabelle pivot e formule di calcolo coesistono all'interno degli stessi file.

Di seguito sono illustrati gli elementi informativi utilizzati per stimare le previsioni di vendita.

#### 3.1.1 Database storico (file "Analisi Vend")

Il file contenente lo storico vendite rappresenta la base dati primaria del processo. Esso contiene oltre 120.000 righe, in periodico aumento, relative a:

- Codice del cliente e rispettiva descrizione;
- Data di realizzazione dell'ordine di vendita;
- Numero identificativo dell'ordine di vendita;
- Codice del materiale venduto e rispettiva descrizione;
- Quantità venduta;
- Data di consegna prevista del materiale;
- Classificazione del materiale in sottocategorie (accessorio, kit, macchina);
- Classificazione del materiale come *bundled* o *standalone* (non sciolto o sciolto);
- Altre colonne di dettaglio.

Dest.merci	Destinatario merci	Data doc.	Doc. vendita	Materiale	Descrizione materiale	Quantità dell'ordine (posizione)	Data di consegna	Tipologia-codice	SCIOLTO vs. NON SCIOLTO
1301004	MAGNI AMERICA, LLC	27/01/2025	77981	83437	NO. 2 LED LIGHTS ON THE BOOM	1,000	07/05/2025	OPZ	NON SCIOLTO
1301004	MAGNI AMERICA, LLC	27/01/2025	77981	22531	Sunblind	1,000	07/05/2025	OPZ	NON SCIOLTO
1301004	MAGNI AMERICA, LLC	27/01/2025	77981	117071	MY MAGNI FOR HTH	1,000	07/05/2025	OPZ	NON SCIOLTO
1301004	MAGNI AMERICA, LLC	27/01/2025	77981	117471	US STICKER KIT HTH 12.10	1,000	07/05/2025	OPZ	NON SCIOLTO
2109409	STOLL Hydraulics	28/01/2025	78005	16880	HOOK 6 T I	1,000	21/03/2025	ACC	SCIOLTO
2109409	STOLL Hydraulics	28/01/2025	78005	07279	EXT.ROT. PLATFORM 500KG 2,35/4,5X1,1 M I	1,000	21/03/2025	ACC	SCIOLTO
1133560	FORNITURE EDILI SRL	28/01/2025	78020	97387	MYMAGNI PREDISPOSIZIONE 4.0 + TASTIERINO	1,000	24/03/2025	OPZ	SCIOLTO
1133198	CGTE S.p.A.	29/01/2025	78046	102851	RMAGNI RTH 5.18-D5/D	1,000	27/02/2025	RTH	NON SCIOLTO
1133198	CGTE S.p.A.	29/01/2025	78046	92366	PORTAFORCHE FLOTTANTE 5T L 1040-1200 I	1,000	27/02/2025	ACC	NON SCIOLTO
1133198	CGTE S.p.A.	29/01/2025	78046	90105	RADIOCOMANDO	1,000	27/02/2025	OPZ	NON SCIOLTO
1133198	CGTE S.p.A.	29/01/2025	78046	07279	PIATT. EST. PIV. 500KG 2,35/4,5X1,1 M I	1,000	27/02/2025	ACC	NON SCIOLTO

Figura 3.1.1: file aziendale "Analisi Vend", colonne maggiormente significative dello storico aziendale

Oltre al foglio contenente i dati storici, il file include elaborati fogli di supporto contenenti tabelle pivot, formule di aggregazione e calcoli intermedi utilizzati per la determinazione degli *attachment rate* e delle percentuali di associazione. Questo file deve essere periodicamente aggiornato manualmente, sia la parte relativa allo storico che le pivot per i calcoli di *attachment rate*.

#### 3.1.2 Avanzamento della produzione (file "Avanzamento")

Il numero di macchine a stock non viene derivato direttamente dal database vendite, ma da un ulteriore file denominato "Avanzamento", utilizzato per il monitoraggio e la pianificazione delle macchine da lanciare in produzione.

All'interno di tale file, ogni macchina viene classificata in base alla presenza o meno di un ordine di vendita ad essa associato:

- Se la macchina è stata venduta il file riporta il codice identificativo dell'ordine di vendita;
- Se la macchina non è ancora stata venduta è definita "libera", viene conteggiata come "Stock" e rimane senza ordine di vendita associato.

descrizione	cliente	ordine
RTH 5.18-D5/D	MAGNI ITALIA STOCK	78592
RTH 5.18-D5/D	BOELS	79983
RTH 5.18-D5/D	MAGNI DE	80393
RTH 5.18-D5/D	BOBCAT	78904
RTH 5.18-D5/D	BOELS	79985
RTH 5.18-D5/D ATTACCO U	GRUPO VENDAP SA *cons. tass maggio	78343
RTH 5.18-D5/D	MAGNI DE	80394
RTH 5.18-D5/D	MAGNI DE	80385
RTH 5.18-D5/D ATTACCO U	KILOUTOU	78894
RTH 5.18-D5/D	MAGNI EASTERN EUROPE	79585
RTH 5.18-D5/D	recupero 100439	
RTH 5.18-D5/D		
RTH 5.18-D5/D		
RTH 5.18-D5/D		
RTH 5.18-D5/D		
RTH 5.18-D5/D		

Figura 3.1.2: file aziendale "Avanzamento", foglio relativo all'assegnazione di RTH ad ordini di vendita

Le macchine classificate come "Stock" costituiscono la base per il calcolo del *sell-out* e vengono successivamente distribuite temporalmente nel file di pianificazione.

Il file "Avanzamento" rappresenta quindi una fonte dati ulteriore, esterna sia al database storico vendite sia al file di pianificazione.

### 3.1.3 Supporto all'analisi percentuale (file "AV")

Il file "AV" funge da interfaccia di collegamento tra i database e il file di pianificazione finale. In esso vengono importate, tramite formule di tipo INDICE/CONFRONTA e SOMMA.PIÙ.SE, le percentuali di associazione tra accessori (o kit) e modelli macchina, vengono inoltre estratte le informazioni relative alle macchine libere dal file sull'avanzamento.

Lib/Ven		Libere	INGRESSO											
Conteggio di Stato		anno ing*	mese ing*		2026									
Tipo	Modello2	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Totale complessivo	
HTH	HTH 10.10	1											1	
	HTH 15.10	1											1	
	HTH 20.10	7											7	
	HTH 27.11	3											3	
	HTH 35.12	1											1	
	HTH 12.10	1											1	
	HTH 25.11		1	2	1				1				5	
<b>HTH Totale</b>		<b>14</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>1</b>				<b>1</b>				<b>19</b>	
RTH	RTH 5.18	5			4		1	2	3		11		26	
	RTH 5.21	6				4	1	3			4		18	
	RTH 5.25	1			2			1	1		1		6	
	RTH 6.21	1											1	
	RTH 6.22	13			3	3		7			1		27	
	RTH 6.26	5		6	8	9	12	10	5		17		72	
	RTH 6.31	3				1	2	3			3		12	
	RTH 8.27				1	1	2	5	6				15	
	RTH 8.35					2		1			5		8	
	RTH 8.39	1									1		2	
	RTH 8.46					1					1		2	
	RTH 8.51			1						1			2	
	RTH 13.26	1											1	
<b>RTH Totale</b>		<b>36</b>		<b>7</b>	<b>19</b>	<b>21</b>	<b>20</b>	<b>33</b>	<b>12</b>	<b>44</b>			<b>192</b>	

Figura 3.1.3: file aziendale "AV", tabella pivot per la generazione delle quantità di macchine libere per mesi e modelli

Il file svolge quindi una funzione di rielaborazione dei dati provenienti dai database, senza tuttavia separare in modo netto la fase di estrazione dati dalla fase di calcolo.

### 3.1.4 File di pianificazione accessori

Il file di pianificazione accessori costituisce l'ambiente operativo in cui viene generato il *forecast* mensile. Esso integra:

- Piano principale di produzione (MPS);
- Macchine a stock ancora da vendere;
- *Attachment rate* per codice per modello;
- Media storica della componente *standalone*;
- Coefficiente percentuale fisso rappresentante la quota di stock che si prevede di vendere (70%).

Le formule presenti nel file combinano tali informazioni per determinare il fabbisogno teorico mensile per ciascun codice.

			FABBISOGNO PROD + X% STOCK + SCIOLTO 2026												2026
COD.	Descr.	Famiglia	STOCK	gen	feb	mar	apr	mag	giu	lug	ago	totale			
16900	ARGANO TESTA BRACCIO 6000kg	ARGANO	6	23	13	21	22	34	31	35	25	205			
16880	GANCIO 6T ATTACCO I	GANCIO	4	25	15	20	21	31	29	32	26	200			
07279	PIATTAFORMA ESTENS. ROTANTE	CESTELLO	21	15	13	23	20	19	20	24	12	146			
90690	PORTAFORCHE 6T ATTACCO I	PORTAFORCHE	12	7	5	21	23	27	20	30	9	140			
104359	PORTAFORCHE 3 TON I TH 3.6 - FC 3T I FIX	PORTAFORCHE	40	10	18	21	7	6	6	7	1	77			
92366	PORTAFORCHE 5T ATTACCO I - FC 5T I L	PORTAFORCHE	21	5	8	14	9	4	9	11	2	61			
11456	GANCIO 5T ATTACCO I	GANCIO	21	7	12	15	10	6	9	13	4	75			
92687	PORTAFORCHE 4,5T ATTACCO I	PORTAFORCHE	1	0	1	3	1	0	0	3	0	7			
106554	PORTAFORCHE 3T [FCF 3T I FIX]	PORTAFORCHE	31	8	14	16	5	5	5	5	1	58			
13100	ARGANO TESTA BRACCIO 5000kg	ARGANO	16	5	6	13	9	8	9	13	4	68			
93690	PORTAFORCHE 5,5T 6x5 FT	PORTAFORCHE	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			

Figura 3.1.4: file aziendale per la generazione del fabbisogno teorico

Il file viene duplicato e salvato con data a ogni ciclo di aggiornamento, circa ogni 2/3 settimane, consentendo una gestione manuale delle versioni priva di un sistema centralizzato.

### 3.1.5 File di pianificazione kit

La pianificazione dei kit avviene tramite un file separato ma strutturalmente simile a quello degli accessori. La logica di calcolo è duplicata con l'eccezione della componente *standalone*, che è storicamente assente per i kit nel processo AS-IS.

Questa duplicazione comporta una ridondanza procedurale e un incremento del tempo operativo complessivo.

### 3.1.6 Caratteristiche dell'architettura

L'analisi del processo previsionale evidenzia le seguenti caratteristiche:

- Assenza di separazione tra base dati e motore di calcolo;
- Utilizzo consistente di collegamenti esterni tra file;
- Dipendenza da formule replicate su ampi intervalli di celle;
- Aggiornamento manuale delle pivot;
- Duplicazione manuale dei file.

L'architettura può essere quindi definita funzionale ma non formalizzata, in quanto non esiste uno specifico modello che descriva in modo esplicito le relazioni tra input, parametri e output del processo di pianificazione.

## 3.2 Fasi operative del processo AS-IS

Il processo di pianificazione degli accessori e dei kit può essere ricostruito come una sequenza di operazioni eseguite periodicamente dall'operatore responsabile della pianificazione (planner). Il ciclo

viene generalmente ripetuto con frequenza di 2 settimane (o al massimo 3) e viene illustrato di seguito.

### 3.2.1 Aggiornamento del database storico

Il primo passaggio consiste nell'aggiornamento dello storico vendite aziendale mediante importazione dei dati più recenti dal sistema gestionale aziendale SAP.

L'operatore:

- Filtra accuratamente un'estrazione dal gestionale aziendale;
- Inserisce le nuove righe nel database Excel;
- Aggiorna manualmente le tabelle pivot;
- Verifica la coerenza delle classificazioni (*bundled / standalone*).

Output dello step: database storico aggiornato e pivot ricalcolate.

### 3.2.2 Calcolo degli *attachment rate*

Sulla base delle pivot aggiornate, vengono determinati gli *attachment rate* per ciascun modello macchina e codice accessorio (o kit).

L'*attachment rate* viene calcolato come:

$$\frac{\text{Quantità venduta dell'accessorio associato al modello}}{\text{Numero di macchine vendute dello stesso modello}}$$

L'orizzonte temporale considerato è generalmente limitato all'anno precedente.

Output dello step: percentuali di associazione per modello macchina.

### 3.2.3 Integrazione MPS e macchine a stock

Nel file di pianificazione vengono inseriti (estratti dal file "AV"):

- I volumi di produzione pianificati (MPS);
- Il numero di macchine a stock (libere).

Output dello step: volume totale delle macchine per modello suddiviso tra produzione futura pianificata e stock da smaltire.

### 3.2.4 Distribuzione delle macchine a stock (*sell-out*)

Le macchine a stock vengono distribuite temporalmente su un numero fisso di mesi pari a quattro, secondo una decisione direzionale. La distribuzione è uniforme e viene applicata manualmente nei file di pianificazione per il fabbisogno, tuttavia, si assume che solo il 70% dello stock complessivo venga effettivamente venduto nel periodo.

Output dello step: volumi macchina mensili comprensivi di produzione futura e *sell-out* dello stock.

### 3.2.5 Calcolo del fabbisogno *bundled*

Per ciascun codice accessorio o kit, il fabbisogno mensile viene calcolato come:

$(Volume\ macchina\ previsto\ nel\ mese) \cdot (Attachment\ rate\ del\ codice\ per\ il\ modello)$

Output dello step: fabbisogno teorico *bundled* per mese e per codice.

### 3.2.6 Calcolo del fabbisogno *standalone* (solo accessori)

Per gli accessori (non per i kit, nel processo AS-IS), viene stimata una componente *standalone* mediante media aritmetica semplice su un numero fisso di mesi storici considerati rappresentativi (pari a dieci).

In particolare, vengono selezionati gli ultimi dieci mesi effettivi di attività, escludendo agosto e dicembre in quanto caratterizzati da chiusure aziendali o ridotta operatività.

La media viene poi distribuita uniformemente su tutti i mesi dell'orizzonte di pianificazione.

Output dello step: fabbisogno *standalone*, costante nei mesi futuri.

### 3.2.7 Forecast complessivo

Il *forecast* finale per ciascun codice accessorio è ottenuto come somma tra componente *bundled* e componente *standalone*. Per i kit, il *forecast* coincide con la sola componente *bundled*.

Output dello step: **fabbisogno complessivo mensile per codice.**

### 3.2.8 Decisione di riordino

Una volta generato il *forecast*, l'operatore procede a un'analisi manuale codice per codice, confrontando:

- Fabbisogno teorico;
- Ordini di produzione pianificati;
- Ordini di produzione già emessi;
- Stock attuale disponibile;
- Indicazioni direzionali relative al livello di scorta desiderato.

Sulla base di questi dati, viene stabilita la quantità effettivamente da ordinare, tale quantità può differire dal fabbisogno teorico calcolato nel file, in quanto l'operatore applica valutazioni discrezionali basate sull'esperienza e sulla conoscenza del contesto operativo.

### 3.2.9 Sintesi temporale del processo

Il processo, fino all'estrazione del fabbisogno, richiede mediamente almeno 4 ore per la pianificazione accessori e 4 ore per la pianificazione kit, per un totale di circa 8 ore per ciclo. Considerando due cicli mensili e un numero medio di undici mesi effettivamente operativi nell'anno, il tempo dedicato alla sola fase di elaborazione previsionale richiede dalle 170 alle 180 ore annue, cui si aggiunge il tempo necessario per l'analisi manuale finale.

$$(4_{T_{acc}} + 4_{T_{kit}}) h/ciclo \cdot 2\text{ cicli/mese} \cdot 11\text{ mesi/anno} = 176\text{ h/anno}$$

È opportuno precisare che il numero di mesi utilizzato per stimare il tempo operativo annuo non coincide con quello impiegato per il calcolo della media *standalone*. Nel processo AS-IS, infatti, il

calcolo della media delle vendite considera esclusivamente i mesi ritenuti rappresentativi dell'attività commerciale (dieci mesi, con esclusione di agosto e dicembre), mentre la pianificazione operativa può essere eseguita anche nei mesi caratterizzati da minore attività, determinando un numero di cicli annuali leggermente superiore.

### **3.3 Criticità strutturali del processo AS-IS**

L'analisi del processo operativo e degli archivi evidenzia una serie di criticità di natura strutturale, metodologica e organizzativa che influenzano l'affidabilità, la scalabilità e l'efficienza del processo di pianificazione.

Le principali aree di debolezza sono descritte nei paragrafi seguenti.

#### **3.3.1 Separazione tra database e motore di calcolo**

Il file "*Analisi Vend*" integra al proprio interno archivio storico (di oltre 120.000 righe), tabelle pivot di aggregazione e formule di calcolo percentuale. La compresenza di dati grezzi e logiche di elaborazione nello stesso ambiente genera, soprattutto a seguito di operazioni di filtro o aggiornamento massivo:

- **Rallentamenti significativi** in fase di aggiornamento;
- Elevata probabilità di errore manuale;
- Difficoltà di manutenzione del sistema;
- Scarsa scalabilità al crescere del volume dati.

Tale configurazione rende difficile separare la fase di gestione dei dati da quella di calcolo del fabbisogno.

#### **3.3.2 Elevata dipendenza da collegamenti esterni**

Il processo si basa su numerosi riferimenti tra file distinti e le formule di tipo INDICE/CONFRONTA e SOMMA.PIÙ.SE richiamano intervalli esterni. Questa configurazione comporta alcuni aspetti limitanti:

- L'integrazione tra fonti non è governata da una logica centralizzata, ma da riferimenti puntuali replicati su centinaia di celle all'interno dei file di pianificazione;
- Per ridurre il carico computazionale e prevenire rallentamenti del sistema, tali formule vengono frequentemente convertite manualmente in valori statici mediante operazioni di copia-incolla speciale. Questa pratica consente di alleggerire il file, ma comporta la perdita del collegamento diretto alla fonte dati originaria;
- Come conseguenza, il processo perde tracciabilità: non risulta più immediatamente verificabile il percorso informativo che ha generato il valore presente nella cella;
- Eventuali aggiornamenti del database richiedono la ripetizione manuale dell'intera procedura, aumentando il rischio di incoerenze e riducendo la trasparenza del flusso dati.

#### **3.3.3 Rigidità parametrica**

Alcuni parametri decisionali sono impostati in modo fisso e uniforme:

- Percentuale di vendibilità dello stock applicata al fabbisogno teorico: 70%;
- Orizzonte di distribuzione stock: 4 mesi;
- Assenza di pesatura temporale.

In particolare, il coefficiente del 70% rappresenta una stima direzionale della componente stock effettivamente vendibile nel periodo di pianificazione. Tale parametro viene applicato in modo uniforme a tutti i modelli e codici, indipendentemente dalle specificità di mercato.

La rigidità di tali parametri:

- Non consente adattamento per modello;
- Non riflette eventuali variazioni di mercato;
- Non permette analisi di sensitività;
- Rende il modello poco flessibile rispetto a scenari alternativi o variazioni del contesto operativo.

### **3.3.4 Duplicazione strutturale del processo**

La pianificazione dei kit avviene tramite file distinti ma logicamente analoghi a quelli degli accessori. Questo comporta:

- Replicazione delle formule;
- Replicazione dei passaggi operativi;
- Incremento del tempo di esecuzione;
- Possibilità di incoerenze tra logiche applicate.

La duplicazione non è giustificata da differenze metodologiche sostanziali, ma deriva da una scelta organizzativa.

### **3.3.5 Fase decisionale non formalizzata**

L'analisi evidenzia come il processo di pianificazione si articoli implicitamente in due livelli distinti: una fase quantitativa, in cui viene calcolato il fabbisogno teorico, e una fase gestionale, nella quale il planner valida e modifica il risultato sulla base di valutazioni discrezionali.

La determinazione delle quantità effettivamente da ordinare non è governata da regole matematiche esplicite e dipende dall'esperienza dell'operatore e indicazioni direzionali. Tale separazione tra calcolo e decisione non è formalmente strutturata nel sistema informativo, ma avviene attraverso un intervento manuale successivo.

### **3.3.6 Assenza di formalizzazione matematica esplicita**

Le relazioni tra variabili (domanda macchina, *attachment rate*, coefficienti correttivi, distribuzione stock) sono implementate tramite formule replicate nei file Excel, ma non esplicitate in forma matematica all'interno del modello.

Ciò limita:

- La possibilità di validazione teorica;
- L'analisi di sensitività;

- La replicabilità del metodo in ambienti differenti.

### 3.3.7 Impatto temporale del processo

L'intero ciclo operativo, come detto, richiede circa 170–180 ore annue, esclusa la fase di analisi manuale successiva: il processo risulta quindi sostenibile ma ad alta intensità operativa.

## 3.4 Formalizzazione matematica del modello implicito AS-IS

Il processo di pianificazione attualmente adottato, pur non essendo formalizzato esplicitamente in forma matematica, può essere ricondotto a un insieme di relazioni deterministiche tra variabili di input e output.

Sia:

- $j$  il modello macchina;
- $i$  il codice accessorio (o kit);
- $t$  il mese storico,
- $m$  il mese dell'orizzonte di pianificazione.

### 3.4.1 Attachment rate

Per ciascun modello macchina  $j$  e codice  $i$ , viene calcolato un coefficiente di associazione, definito come rapporto tra quantità venduta dell'accessorio con la macchina e numero di macchine vendute nel periodo di riferimento.

Indicando con  $Q_{i,j}^{stor}$  la quantità storica venduta dell'accessorio  $i$  associato al modello  $j$ , e con  $Q_j^{stor}$  il numero di macchine vendute dello stesso modello, l'*attachment rate* è espresso come:

$$AR_{i,j} = \frac{Q_{i,j}^{stor}}{Q_j^{stor}}$$

Il periodo storico considerato è limitato all'anno precedente.

### 3.4.2 Volumi macchina pianificati

Per ciascun modello  $j$ , il volume macchina considerato nel mese futuro  $m$  deriva dalla somma tra la produzione pianificata  $MPS_{j,m}$  e una quota delle macchine a stock stimata vendibile nel periodo. Indicando con  $Stock_j$  il numero di macchine a stock del modello  $j$ , tale stock viene distribuito uniformemente su quattro mesi secondo una decisione direzionale. Nel processo AS-IS, tuttavia, non si assume che l'intero stock venga venduto: solo una frazione pari al 70% è considerata vendibile nel periodo di riferimento.

La quota mensile vendibile di stock può quindi essere espressa come:

$$Sellout_{j,m} = \begin{cases} \frac{Stock_j}{4} \cdot 70\%, & \text{per } m = 1, 2, 3, 4 \\ 0, & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Il volume macchina complessivo considerato nel mese è quindi:

$$V_{j,m} = MPS_{j,m} + Sellout_{j,m}$$

### 3.4.3 Fabbisogno *bundled*

Il fabbisogno teorico *bundled* dell'accessorio  $i$  nel mese  $m$  è ottenuto moltiplicando il volume macchina per l'*attachment rate*.

$$F_{i,m}^{bundled} = \sum_j V_{j,m} \cdot AR_{i,j}$$

Dove la somma sui modelli è implicita nel caso in cui lo stesso accessorio sia associabile a più modelli. In questa formulazione, il parametro 70% interviene esclusivamente sulla componente di stock macchine e non sul piano di produzione.

### 3.4.4 Componente *standalone* (solo accessori)

Per gli accessori, il processo AS-IS prevede una componente *standalone* calcolata come media aritmetica semplice delle quantità vendute negli ultimi  $n$  mesi considerati operativi (nel caso osservato pari a dieci).

Indicando con  $Q_{i,t}$  la quantità dell'accessorio  $i$  venduta nel mese storico  $t$ , la media è definita come:

$$\bar{Q}_i = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Q_{i,t}$$

Tale valore viene poi distribuito uniformemente su ciascun mese dell'orizzonte di pianificazione:

$$F_{i,m}^{standalone} = \bar{Q}_i$$

Nel caso dei kit, questa componente non è prevista nel processo AS-IS.

### 3.4.5 Forecast complessivo

Il *forecast* mensile per ciascun accessorio è dato dalla somma tra componente *bundled* e *standalone*:

$$F_{i,m} = F_{i,m}^{bundled} + F_{i,m}^{standalone}$$

Per i kit, il *forecast* coincide con la sola componente *bundled*.

### 3.4.6 Considerazioni sul modello implicito

La formalizzazione evidenzia come il modello AS-IS sia sostanzialmente deterministico e lineare. Le principali caratteristiche sono:

- Utilizzo di *attachment rate* calcolati su orizzonte temporale limitato;
- Assenza di pesatura temporale o modellazione della stagionalità;
- Applicazione di un coefficiente direzionale uniforme;
- Distribuzione uniforme dello stock su un numero fisso di mesi;

- Separazione implicita tra fase di previsione e fase decisionale.

La struttura matematica ricostruita consente di rendere esplicite le ipotesi sottostanti al processo e costituisce la base per il confronto con il modello algoritmico proposto nel capitolo successivo.

## Capitolo 4: Soluzione proposta

Nel presente capitolo, con il termine “accessori” si farà riferimento in senso estensivo sia ai codici classificati come OPZ (opzionali) sia ai codici ACC (accessori), salvo diversa specificazione.

La distinzione tra le due categorie viene comunque mantenuta a livello di calcolo e di output del modello, come evidenziato nella variabile “Tipo”.

### Nota metodologica sullo sviluppo del modello:

Lo sviluppo dell’algoritmo è stato realizzato in ambiente Python. La progettazione della struttura logica del modello, la definizione delle variabili, delle relazioni matematiche e delle ipotesi previsionali sono state elaborate dall’autrice sulla base dell’analisi del processo aziendale e dei riferimenti teorici discussi nel Capitolo 1.

Per la fase di implementazione tecnica del codice, è stato utilizzato uno strumento di Intelligenza Artificiale come supporto alla scrittura e ottimizzazione delle istruzioni Python; tale supporto ha riguardato principalmente aspetti sintattici e strutturali del linguaggio.

L’utilizzo dello strumento è stato pertanto assimilabile a un supporto tecnico alla programmazione, analogo alla consultazione di documentazione o forum specialistici, e non ha inciso sull’impostazione metodologica del lavoro.

### 4.1 Obiettivi progettuali e principi di sviluppo del modello

Il modello algoritmico sviluppato nasce con l’obiettivo di superare le principali limitazioni metodologiche e strutturali emerse nell’analisi del processo AS-IS, mantenendo al contempo la coerenza con le logiche operative aziendali.

In primo luogo, è stata perseguita la separazione tra base dati e logiche di calcolo. A differenza del sistema attuale, il modello utilizza uno storico vendite strutturato in formato tabellare “long”, privo di formule interne e dedicato esclusivamente alla conservazione dei dati. Tutte le elaborazioni vengono eseguite in ambiente Python, garantendo maggiore robustezza e scalabilità.

In secondo luogo, il modello è stato concepito come struttura modulare. Le diverse fasi del processo – normalizzazione dati, calcolo *attachment rate*, integrazione del piano di produzione, modellazione del *sell-out*, stima della componente *standalone* e costruzione dell’output – sono implementate come passaggi distinti ma interconnessi. Tale impostazione consente di intervenire su singoli elementi del modello senza compromettere l’intero sistema.

Un ulteriore principio progettuale riguarda la parametrizzazione esplicita delle ipotesi decisionali: elementi che nel processo AS-IS risultavano implicitamente fissati o applicati in modo uniforme, vengono resi configurabili tramite file di input dedicati. Ciò consente di modificare le ipotesi di pianificazione senza intervenire direttamente sul codice, aumentando la flessibilità.

Dal punto di vista metodologico, il modello introduce una finestra storica pluriennale per il calcolo dell’*attachment rate*, con applicazione di pesatura temporale, al fine di attribuire maggiore rilevanza alle osservazioni più recenti. Inoltre, la domanda viene formalmente separata in componente dipendente (*bundled*) e indipendente (*standalone*), superando l’approccio basato su medie semplici.

Nel complesso, il sistema sviluppato si configura come uno **strumento di supporto decisionale**, volto a migliorare la qualità dell'informazione previsionale, ridurre il tempo operativo necessario alla generazione del *forecast* e garantire maggiore replicabilità del processo.

## 4.2 Architettura logica del modello

L'architettura del modello è stata progettata secondo una sequenza logica lineare, nella quale ciascun blocco elabora un insieme specifico di informazioni e genera un output intermedio utilizzato nella fase successiva.

L'intero processo può essere rappresentato come una catena di trasformazioni progressive dei dati, a partire dagli archivi grezzi fino alla costruzione del piano di fabbisogno mensile.

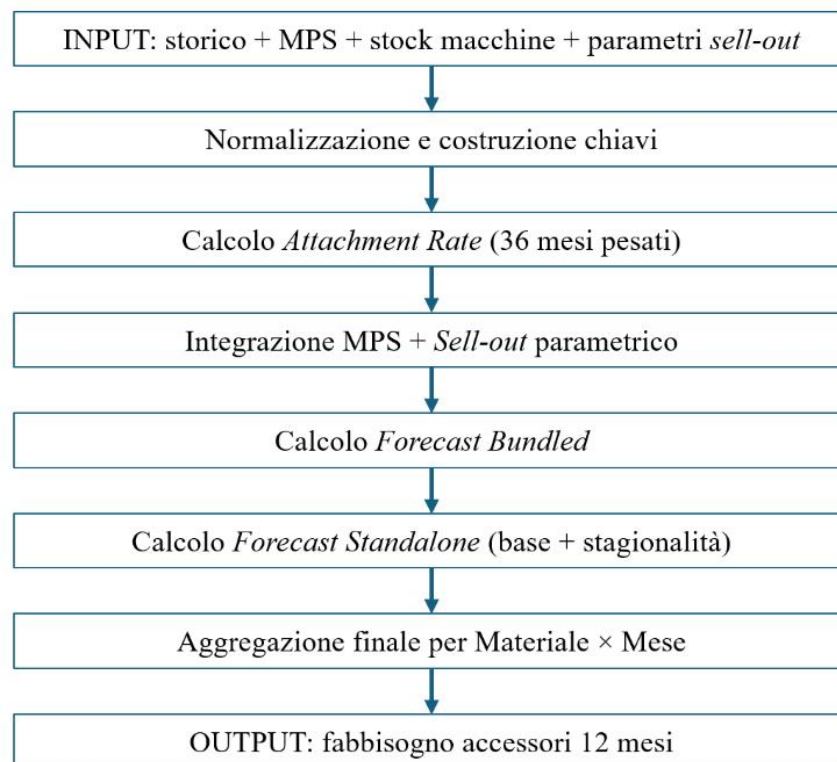


Figura 4.2: Schema del processo di previsione implementato

Di seguito viene riportata una descrizione sintetica dei blocchi implementati:

- **Blocco 1 – Normalizzazione dati**  
Uniformazione dei codici materiale e modelli macchina, costruzione della chiave univoca per modello e classificazione delle righe in macchina, accessorio *bundled* o accessorio *standalone*.
- **Blocco 2 – Calcolo *Attachment Rate***  
Determinazione del numero medio di accessori per macchina, calcolato su finestra *rolling* di 36 mesi con pesatura temporale decrescente.
- **Blocco 3 – Integrazione MPS e *sell-out***  
Trasformazione del piano macchine in formato mensile e distribuzione parametrica dello stock su un orizzonte definito per modello.

- **Blocco 4 – Forecast Bundled**  
Moltiplicazione tra quantità macchina previste e *attachment rate*, distinguendo componente da produzione pianificata e componente da stock.
- **Blocco 5 – Forecast Standalone**  
Calcolo della domanda indipendente mediante media pesata su 36 mesi e applicazione di indice stagionale mensile.
- **Blocco 6 – Aggregazione finale**  
Unione delle componenti *bundled* e *standalone* e generazione del piano mensile per materiale.

### 4.3 Implementazione algoritmica

Il modello descritto nei paragrafi precedenti è stato implementato in ambiente Python mediante l'utilizzo delle librerie *pandas* e *numpy* per l'elaborazione dei dati e *openpyxl* per la generazione dell'output in formato Excel.

L'implementazione segue l'architettura logica illustrata nel paragrafo 4.2 e si articola in moduli funzionali distinti, ciascuno dedicato a una specifica fase del processo di previsione.

Nel presente paragrafo vengono descritte le componenti implementative principali, con riferimento ai passaggi metodologicamente più rilevanti.

#### 4.3.1 Struttura dei dati in input

A partire dalle fonti informative descritte nel Capitolo 3, il modello applica una fase preliminare di strutturazione e normalizzazione dei dati, finalizzata a garantire coerenza tra le diverse basi informative e robustezza nelle successive elaborazioni.

Le fonti utilizzate sono:

- Storico vendite completo (dal 2020 al 2026);
- Piano principale di produzione macchine (MPS);
- Dati relativi alle macchine attualmente a stock;
- Parametri di *sell-out* configurabili per modello.

#### Storico vendite

Lo storico è strutturato in formato tabellare “long”, con una riga per posizione d'ordine. Le variabili principali utilizzate dal modello sono:

- Numero documento di vendita;
- Data di consegna del materiale;
- Codice e descrizione materiale;
- Quantità ordinata;
- Tipologia codice (macchina / OPZ / ACC);
- Modello macchina associato, se presente;
- Indicazione “SCIOLTO vs NON SCIOLTO”.

La data viene convertita in formato mensile (*year\_month*), consentendo l'aggregazione temporale coerente con l'orizzonte previsionale.

Al fine di garantire robustezza nell’elaborazione, il modello macchina, utilizzato come chiave di collegamento tra storico, MPS e parametri di *sell-out*, viene preventivamente normalizzato al fine di evitare errori dovuti a differenze di formattazione (spazi anomali, maiuscole/minuscole, caratteri non standard).

```
#normalizzazione del testo
def norm_txt(s):
    return (pd.Series(s).astype(str)
            .str.replace("\xa0", " ", regex=False)
            .str.upper()
            .str.strip()
            .str.replace(r"\s+", " ", regex=True))

#creazione chiave macchina
def make_key(modello_series):
    return norm_txt(modello_series)

def add_key_model_engine_cols(df_in, key_col="KEY_MACCHINA"):
    df = df_in.copy()
    df[key_col] = norm_txt(df.get(key_col, ""))
    df["Modello"] = df[key_col]
    return df
```

Figura 4.3.1: Funzioni di normalizzazione testuale e costruzione della chiave macchina

Le righe dello storico vengono classificate in:

- Macchine (RTH, TH, HTH) (codici appartenenti all’insieme MACHINE\_CODES),
- Accessori (OPZ e ACC), in particolare:
  - Accessori *standalone* (OPZ e ACC con flag “SCIOLTO”),
  - Accessori *bundled* (OPZ e ACC con flag “NON SCIOLTO”).

Per la componente *bundled*, l’associazione accessorio–modello viene ricostruita tramite il documento di vendita, individuando la macchina presente nello stesso ordine.

### Piano principale di produzione (MPS)

Il file MPS contiene i volumi mensili di produzione pianificata per ciascun modello macchina, organizzati in formato tabellare con una colonna per ogni mese.

Nel modello algoritmico:

- I mesi vengono convertiti in formato periodale (*year\_month*);
- La tabella viene trasformata in formato “long” (una riga per modello e mese);
- Eventuali duplicazioni di modello (es. varianti di motorizzazione) vengono aggregate;
- Viene integrata l’informazione relativa alle macchine a stock.

L’output di questa trasformazione è una struttura coerente con lo storico, che consente l’applicazione dell’*attachment rate* su base mensile.

### Parametri di *sell-out*

Oltre ai volumi di produzione, il file MPS contiene un secondo foglio dedicato ai parametri di *sell-out* delle macchine a stock.

Per ciascun modello è definito il numero di mesi su cui distribuire la quantità di macchine attualmente a stock. Tale parametro consente di trasformare lo stock disponibile in un flusso mensile stimato di vendite future.

L'integrazione dei parametri di *sell-out* all'interno dello stesso file MPS garantisce coerenza tra piano produttivo e ipotesi di smaltimento stock, mantenendo al contempo la possibilità di modificare l'orizzonte di vendita senza intervenire sul codice del modello.

Con questa fase preliminare, tutte le basi informative risultano allineate a livello di chiave modello, granularità temporale e struttura dati. Ciò consente l'avvio delle elaborazioni previsionali descritte nei paragrafi successivi.

#### 4.3.2 Calcolo dell'*Attachment Rate* pesato su finestra mobile

Nel processo AS-IS, l'*attachment rate* veniva stimato attraverso medie semplici calcolate su base annuale. Nel modello proposto, tale grandezza viene formalizzata come indicatore dinamico, calcolato su finestra mobile di 36 mesi e ponderato temporalmente.

#### Struttura generale del calcolo

L'*attachment rate* per ciascuna combinazione: (*Modello macchina, Tipo, Codice*) è definito come:

$$AR_{i,j} = \frac{\sum_{t=1}^T w_t \cdot Q_{i,j,t}}{\sum_{t=1}^T w_t \cdot Q_{j,t}}$$

Dove:

- $T$  = ampiezza della finestra storica;
- $w_t$  = peso temporale del mese storico  $t$ ;
- $Q_{i,j,t}$  = quantità *bundled* del codice  $i$  associata al modello  $j$  nel mese  $t$ ;
- $Q_{j,t}$  = numero di ordini macchina del modello  $j$  nel mese  $t$ .

La finestra temporale è definita dinamicamente per ciascun modello macchina: il mese finale coincide con l'ultimo mese di consegna registrato per il modello, mentre il mese iniziale è individuato 36 mesi prima rispetto a tale riferimento.

#### Pesatura temporale

Per evitare che osservazioni troppo datate influenzino in modo eccessivo la previsione, viene introdotto un coefficiente di pesatura decrescente.

La funzione implementata assegna:

- Peso 1,00 agli ultimi 12 mesi;
- Decrescita lineare fino a  $w_{min} = 0,30$  al 36° mese;

- Peso 0 oltre la finestra.

Formalmente:

$$w(a_t) = \begin{cases} 1, & \text{se } a_t < 12 \\ 1 - \alpha (a_t - 12), & \text{se } 12 \leq a_t \leq 35 \\ 0, & \text{se } a_t \geq 36 \end{cases}$$

Dove:

- $a_t$  rappresenta l'età in mesi dell'osservazione rispetto al mese più recente,
- $\alpha$  rappresenta il coefficiente di decrescita lineare ed è determinato in modo da garantire una decrescita lineare dal valore 1 al valore minimo  $w_{min}$  al 36° mese, ovvero:

$$\alpha = \frac{1 - w_{min}}{36 - 12}$$

```
def time_weight_from_age(age_months: pd.Series,
                        full_months: int = WEIGHT_FULL_MONTHS,
                        min_w: float = WEIGHT_MIN_AT_36M,
                        window: int = WEIGHT_WINDOW) -> pd.Series:

    age = pd.to_numeric(age_months, errors="coerce").fillna(0).astype(int)

    # default
    w = np.ones(len(age), dtype=float)

    # parte decrescente
    start = full_months          # es. 12
    end = window - 1           # es. 35

    slope = (1.0 - min_w) / max(1, (end - start + 1))

    mask = age >= start
    w[mask] = 1.0 - slope * (age[mask] - start + 1)

    # clamp ai limiti
    w = np.clip(w, min_w, 1.0)

    # sicurezza: oltre finestra azzera
    w = np.where(age >= window, 0.0, w)

    return pd.Series(w, index=age_months.index)
```

Figura 4.3.2 - a: Funzione di pesatura temporale lineare applicata alla finestra rolling di 36 mesi

### Denominatore AR: ordini macchina pesati

Il numero di macchine vendute non viene calcolato come semplice somma di righe, bensì come numero di documenti di vendita distinti raggruppati per mese e modello. Tale scelta evita distorsioni legate a ordini multi-riga, quantità anomale o duplicati.

Il conteggio mensile viene successivamente moltiplicato per il peso temporale del mese e aggregato.



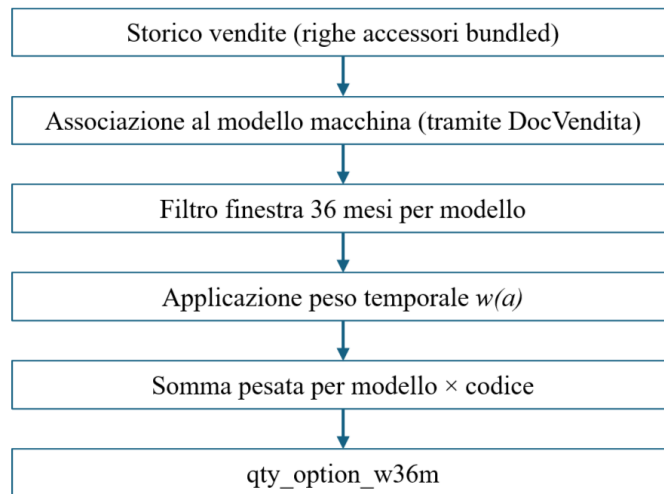


Figura 4.3.2 - e: Procedura di calcolo del numeratore pesato (componente bundled)

### Risultato

Il valore finale *qty\_per\_machine* rappresenta il numero medio pesato di accessori per macchina, specifico per modello e codice materiale.

Questo indicatore costituisce la base del *forecast* della componente dipendente (*bundled*).

### 4.3.3 Integrazione del MPS e modellazione del *sell-out* parametrico

Una volta determinato l'*attachment rate* per ciascun modello, il modello procede con l'integrazione del piano principale di produzione (MPS) e con la distribuzione parametrica delle macchine a stock.

#### Trasformazione del MPS

Il file MPS, originariamente strutturato in formato "wide" (una colonna per mese), viene trasformato in formato "long", ottenendo una riga per ciascuna combinazione:

*(Modello, Mese)*

Le quantità mensili pianificate vengono convertite in formato periodale coerente con lo storico (*year\_month*), garantendo omogeneità temporale tra dati storici e previsionali.

Eventuali duplicazioni di modello (es. varianti tecniche) vengono aggregate a livello di chiave macchina, in modo da ottenere un unico volume mensile per modello.

#### Modellazione del *sell-out* delle macchine a stock

Oltre ai volumi pianificati, il modello considera le macchine attualmente a stock.

A differenza del processo AS-IS, in cui veniva applicata una percentuale fissa (70%) distribuita su quattro mesi in modo uniforme, il nuovo modello introduce una logica parametrica per modello.

Per ciascun modello sono disponibili:

- Quantità di macchine a stock;
- Numero di mesi *k* su cui distribuire la vendita prevista.

La quantità di stock viene distribuita uniformemente sui primi  $k$  mesi dell'orizzonte di pianificazione secondo la relazione:

$$S_{j,m} = \begin{cases} \frac{Stock_j}{k_j}, & \text{se } m \leq k_j \\ 0, & \text{se } m > k_j \end{cases}$$

Dove:

- $S_{j,m}$  = stock distribuito del modello di macchina  $j$  nel mese  $m$ ;
- $Stock_j$  = stock del modello di macchina  $j$ .

```
# costruzione del profilo sell-out: per ogni modello si esplodono i mesi e si assegnano stock/k
tmp_stock = stock_params.copy()
tmp_stock["k"] = tmp_stock[PARAMS_MONTHS_COL].astype(int)
tmp_stock["stock_per_month"] = np.where(tmp_stock["k"] > 0, tmp_stock["stock_qty"] / tmp_stock["k"], 0)
tmp_stock["months"] = tmp_stock["k"].apply(months_for_row)

stock_long = tmp_stock.explode("months").dropna(subset=["months"]).copy()
stock_long["year_month"] = stock_long["months"]
stock_long = stock_long[["KEY_MACCHINA", "year_month", "stock_per_month"]].rename(columns={"stock_per_month": "stock_sellout_qty"})
```

Figura 4.3.3 - a: Distribuzione dello stock macchine su orizzonte configurabile

Tale approccio consente di:

- Differenziare l'orizzonte di vendita per modello;
- Modificare le ipotesi direttamente dal foglio parametri del file MPS;
- Evitare l'applicazione rigida di coefficienti uniformi.

### Costruzione del volume macchina complessivo

Per ciascun modello e mese, il volume macchina utilizzato per il calcolo del *bundled forecast* è dato dalla somma di:

$$V_{j,m} = MPS_{j,m} + S_{j,m}$$

Dove:

- $MPS_{j,m}$  = produzione pianificata per il modello di macchina  $j$  nel mese  $m$ .

Questo valore costituisce la base moltiplicativa per l'applicazione dell'*attachment rate*.

```
# unione dei mesi sell-out allo stock
stock_params = stock_by_key.merge(
    | sell_params[["KEY_MACCHINA", PARAMS_MONTHS_COL]],
    | on="KEY_MACCHINA", how="left")
stock_params[PARAMS_MONTHS_COL] = stock_params[PARAMS_MONTHS_COL].fillna(DEFAULT_SELLOUT).astype(int)
```

Figura 4.3.3 - b: Calcolo del volume totale pianificato

### Implicazioni metodologiche

L'introduzione del *sell-out* parametrico rappresenta un miglioramento strutturale rispetto al metodo precedente per due motivi principali:

1. La previsione dello smaltimento stock diventa esplicita e modificabile;
2. La logica di distribuzione è integrata nel sistema di calcolo e non affidata a operazioni manuali.

In questo modo, il modello consente di aggiornare il *forecast* semplicemente modificando il file MPS, senza necessità di interventi strutturali sul codice.

#### 4.3.4 Calcolo del *forecast bundled*

La componente *bundled* rappresenta la domanda dipendente dalla disponibilità di macchine. Essa deriva dall'applicazione dell'*attachment rate* al volume macchine previsto per ciascun mese, distinto in produzione pianificata (MPS) e stock esistente, distribuito su orizzonte di *sell-out* parametrico.

Per ciascun mese e modello macchina, il volume accessori viene calcolato come:

$$F_{i,m}^{Bundled} = \sum_j V_{j,m} \cdot AR_{i,j}$$

Dove:

- $F_{i,m}^{Bundled}$  = *forecast bundled* del codice  $i$  nel mese  $m$ ;
- $AR_{i,j}$  = *attachment rate* stimato del codice  $i$  sul modello  $j$ .

Operativamente, l'algoritmo applica l'*attachment rate* sia al piano di produzione sia alla quota di stock distribuita sul periodo di *sell-out*, aggregando successivamente i risultati per mese e codice materiale.

```
bundled_fc["Bundled_da_MPS"] = bundled_fc["Bundled_da_MPS"].fillna(0)
bundled_fc["Bundled_da_Stock"] = bundled_fc["Bundled_da_Stock"].fillna(0)
bundled_fc["Bundled_totale"] = bundled_fc["Bundled_da_MPS"] + bundled_fc["Bundled_da_Stock"]
```

Figura 4.3.4: Aggregazione delle componenti *bundled* da MPS e stock *sell-out* nel *forecast finale*

#### 4.3.5 Calcolo del *forecast standalone* (media pesata e componente stagionale)

La componente *standalone* rappresenta la domanda indipendente di accessori (OPZ e ACC) **non** associata alla vendita di una macchina.

Nel processo AS-IS, tale domanda veniva stimata tramite medie calcolate su orizzonte annuale, nel modello proposto, invece, viene calcolata attraverso una procedura articolata in tre fasi:

1. Definizione della finestra temporale per codice;
2. Calcolo della base mensile pesata;
3. Determinazione dell'indice stagionale.

#### Finestra *rolling* per codice

Per ciascun codice materiale viene identificato:

- Il mese più recente di vendita *standalone* registrato nello storico;
- Una finestra retrospettiva di 36 mesi.

A differenza dell'*attachment rate*, la finestra viene definita per singolo codice e non per modello macchina.

```
# 5.1) end/start finestra per ciascun codice (basato sulle vendite sciolte del codice)
code_end = (stand_ts.groupby(["opt_kind", COL_MAT])["year_month"]
            | .max()
            | .rename("end_m_code")
            | .reset_index())
code_end["start_m_code"] = code_end["end_m_code"] - (CODE_MONTHS - 1)
```

Figura 4.3.5 - a: Determinazione della finestra rolling di 36 mesi

Per garantire coerenza statistica, viene costruita una griglia completa *mese* × *codice*, includendo anche i mesi con quantità pari a zero. Tale scelta evita sovrastime dovute alla considerazione esclusiva dei mesi con vendite positive.

### Calcolo della base mensile pesata

Analogamente alla logica adottata per l'*attachment rate*, viene applicata una pesatura temporale decrescente, attribuendo maggiore rilevanza alle osservazioni più recenti.

La base mensile è calcolata come:

$$\bar{D}_i = \frac{\sum_{t=1}^T w_t \cdot D_{i,t}}{\sum_{t=1}^T w_t}$$

Dove  $D_{i,t}$  indica la domanda *standalone* del codice  $i$  nel mese storico  $t$ .

Il risultato rappresenta una stima della domanda media mensile “destagionalizzata”, ponderata nel tempo.

```
# 5.4) base_monthly (media mensile su 36 mesi pesata) = sum(w_qty) / sum(w)
base = (grid.groupby(["opt_kind", COL_MAT])
       | .agg(sum_w_qty=("w_qty", "sum"), sum_w=("w", "sum"))
       | .reset_index())
base["base_monthly"] = np.where(base["sum_w"] > 0, base["sum_w_qty"] / base["sum_w"], 0.0)
base = base[["opt_kind", COL_MAT, "base_monthly"]]
```

Figura 4.3.5 - b: Calcolo della base mensile pesata utilizzata per la stima della componente *standalone*

### Determinazione dell'indice stagionale

Per ciascun codice  $i$  e per ciascun mese calendario  $c$  (gennaio, febbraio, ...), viene calcolata la media pesata delle quantità *standalone* osservate nei mesi appartenenti alla finestra di 36 mesi.

L'indice stagionale del codice  $i$  nel mese  $t$  è definito come:

$$I_{i,c} = \frac{\bar{D}_{i,c}}{\bar{D}_i}$$

Dove:

- $\bar{D}_{i,c}$  rappresenta la media pesata della domanda *standalone* del codice *i* nel mese calendario *t* (es. tutte le osservazioni di gennaio nella finestra);
- $\bar{D}_i$  rappresenta la media pesata complessiva della domanda *standalone* del codice *i* sull'intera finestra di 36 mesi, calcolata precedentemente.

Per evitare distorsioni dovute a picchi occasionali o a volumi ridotti, l'indice stagionale viene limitato entro un intervallo predefinito  $[I_{min}; I_{max}]$ , garantendo stabilità alla previsione.

```
#5.5) indici stagionali: media mese / media complessiva (sempre dentro i 36 mesi del codice)
# month_mean (media pesata per mese calendario)
by = (grid.groupby(["opt_kind", COL_MAT, "cal_month"])
      .agg(sum_w_qty=("w_qty", "sum"), sum_w=("w", "sum"))
      .reset_index())
by["month_mean"] = np.where(by["sum_w"] > 0, by["sum_w_qty"] / by["sum_w"], 0.0)
by = by[["opt_kind", COL_MAT, "cal_month", "month_mean"]]
```

Figura 4.3.5 - c: Determinazione della media mensile pesata per ciascun mese di calendario nella finestra storica

### Costruzione del *forecast standalone*

Per ciascun mese *m* dell'orizzonte previsionale, la quantità prevista *standalone* è ottenuta come:

$$F_{i,m}^{Standalone} = \bar{D}_i \times I_{i,c}$$

Il risultato è un profilo mensile che:

- Incorpora l'evoluzione temporale della domanda;
- Tiene conto della stagionalità;
- Mantiene coerenza con l'orizzonte *rolling* del modello.

### Considerazioni metodologiche

L'approccio adottato consente di superare i limiti delle medie semplici annuali utilizzate nel processo AS-IS, introducendo tre elementi metodologici che rendono la stima più robusta e coerente con la dinamica reale della domanda.

- Finestra mobile dinamica di 36 mesi: la base storica non è fissa, ma viene definita per ciascun codice in funzione dell'ultimo mese di vendita disponibile. In questo modo la previsione si fonda sempre sulle informazioni più aggiornate, evitando che periodi ormai non rappresentativi influenzino il risultato.
- Pesatura temporale decrescente: le osservazioni storiche non contribuiscono tutte allo stesso modo alla stima della media; le vendite più recenti hanno peso maggiore, mentre quelle più datate incidono progressivamente meno fino ad annullarsi oltre la finestra considerata. Tale impostazione consente di rendere il modello più reattivo a eventuali cambiamenti nella domanda.
- Separazione tra livello medio e componente stagionale: la domanda *standalone* viene scomposta in una componente di livello, che rappresenta la domanda media strutturale del codice, e in un indice stagionale, che cattura le variazioni ricorrenti legate al mese di

calendario. Questa distinzione permette di isolare le fluttuazioni periodiche dal livello strutturale, evitando che picchi temporanei alterino la stima della domanda di base.

Complessivamente, la previsione *standalone* risulta coerente con la previsione *bundled*: entrambe si fondano su una finestra *rolling*, su una logica di pesatura temporale e su un'aggregazione strutturata dei dati. Ne deriva un modello unitario, metodologicamente omogeneo e più solido rispetto all'approccio basato su medie semplici.

#### 4.3.6 Costruzione dell'output finale

Una volta determinate le due componenti della domanda:

- $F_{i,m}^B$  forecast bundled
- $F_{i,m}^S$  forecast standalone

il modello procede alla costruzione del fabbisogno complessivo per codice materiale e mese.

#### Aggregazione delle componenti

Per ciascun codice  $i$  e mese  $m$ , la previsione totale è definita come:

$$F_{i,m} = F_{i,m}^B + F_{i,m}^S$$

Il risultato è una matrice *codice* × *mese* che costituisce il fabbisogno teorico.

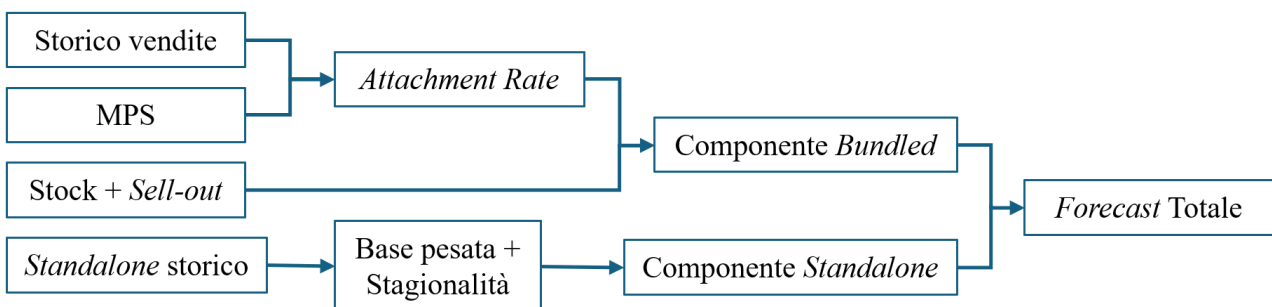


Figura 4.3.6 - a: Schema logico di costruzione del forecast totale

L'aggregazione finale delle componenti viene implementata mediante merge delle tabelle intermedie e gestione esplicita dei valori mancanti, come mostrato in Figura 4.3.6 - a.

```

# === 6) Costruzione output finale: aggregazione componente bundled e standalone ===
out = pd.merge(bundled_fc, stand_fc, on=["year_month", "Tipo", "Materiale"], how="outer")

# bundled
for c in ["Bundled_da_MPS", "Bundled_da_Stock", "Bundled_totale"]:
    if c not in out.columns:
        out[c] = 0
    out[c] = out[c].fillna(0)
# standalone
if "Sciolti_Stagionalizzati" not in out.columns:
    out["Sciolti_Stagionalizzati"] = 0
out["Sciolti_Stagionalizzati"] = out["Sciolti_Stagionalizzati"].fillna(0)
# totale complessivo
out["Totale"] = out["Bundled_totale"] + out["Sciolti_Stagionalizzati"]

```

Figura 4.3.6 - b: Costruzione dell'output finale mediante aggregazione delle due componenti

### Struttura dell'output

L'output del modello viene generato in formato Excel tramite la libreria *openpyxl*. Il file risultante è organizzato in più fogli, ciascuno dedicato a una specifica fase del processo di previsione, con l'obiettivo di rendere trasparente il funzionamento del modello e facilitare eventuali verifiche dei risultati.

Il foglio principale mostra una tabella pivot fittizia contenente il piano di fabbisogno per materiale e mese ed è strutturato con:

- Una riga per codice materiale;
- Una colonna per ciascun mese dell'orizzonte previsionale.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	20
1	Materiale	2026-02	2026-03	2026-04	2026-05	2026-06	2026-07	2026-08	2026-09	20
2	01780	0,397	0,848	1,828	0,397	2,368	2,315	0,397	2,137	
3	04797	0,077	0,077	0,077	0,077	0,077	0,771	0,077	0,404	
4	06994	0,022	0,022	0,022	0,022	0,22	0,022	0,022	0,022	
5	07015	0,077	0,077	0,077	0,077	0,077	0,771	0,077	0,404	
6	07021	0,120	0,120	1,120	0,125	0,125	0,265	0,110	0,125	

Figura 4.3.6 - c: Foglio di output "PIVOT", contenente i risultati previsionali

Accanto all'output principale, il file include diversi fogli di supporto che riportano risultati intermedi del modello, tra cui:

- Gli *attachment rate* calcolati per modello macchina e codice materiale;
- Gli indici di stagionalità utilizzati per la componente *standalone*;
- La previsione della domanda *bundled*, derivante dall'applicazione dell'*attachment rate* ai volumi macchina previsti;
- La previsione della domanda *standalone*, ottenuta tramite media pesata e indice stagionale;
- Fogli di aggregazione e controllo, utili per verificare la coerenza dei risultati e facilitare la consultazione dei dati.

Questa struttura consente di mantenere separati i diversi passaggi del processo di calcolo, migliorando la tracciabilità del modello e rendendo possibile la verifica delle elaborazioni intermedie.

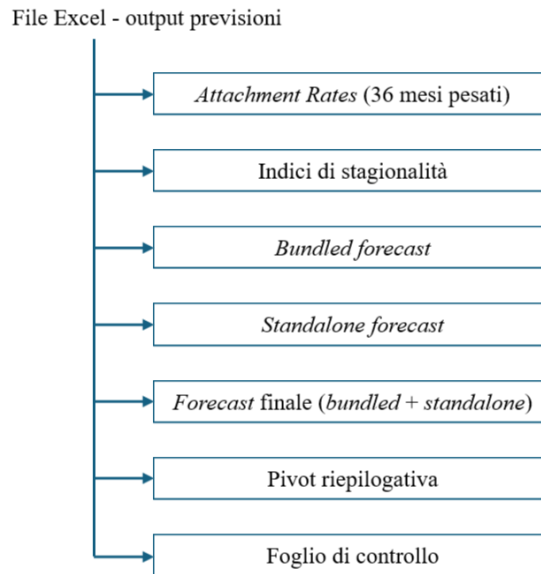


Figura 4.3.6 - d: Struttura del file Excel di output generato dal modello

L'output è costituito esclusivamente da valori calcolati e non contiene formule. Tale scelta evita dipendenze da collegamenti esterni, garantisce maggiore stabilità del file e preserva la replicabilità dei risultati.

### Separazione tra *forecast* e decisione

È importante sottolineare che  $F_{i,m}$  rappresenta un fabbisogno teorico di domanda, non una proposta automatica di riordino.

La determinazione delle quantità effettivamente da acquistare rimane subordinata a:

- Livello di stock attuale;
- Politiche di scorta di sicurezza;
- Vincoli di fornitura;
- Valutazioni strategiche del planner.

Il modello si configura pertanto come strumento di **supporto decisionale**, fornendo una base quantitativa strutturata sulla quale innestare la valutazione gestionale.

## 4.4 Parametrizzazione del modello

Uno degli elementi distintivi del modello sviluppato è l'elevato grado di parametrizzazione delle ipotesi decisionali e delle scelte metodologiche.

A differenza del processo AS-IS, in cui diverse assunzioni risultavano implicite o incorporate direttamente nei file operativi, il nuovo sistema separa esplicitamente dati, logiche di calcolo e parametri configurabili.

Tale impostazione consente di modificare le ipotesi di pianificazione senza intervenire sul codice sorgente, garantendo flessibilità e adattabilità nel tempo.

#### 4.4.1 Parametri temporali

Il modello consente di configurare:

- Ampiezza della finestra *rolling* per il calcolo dell'*attachment rate* (36 mesi nel caso applicativo);
- Funzione di pesatura temporale, tramite definizione dei coefficienti di decrescita;
- Orizzonte di previsione (numero di mesi generati in output).

La separazione tra finestra storica e orizzonte previsionale permette di adattare il modello a contesti caratterizzati da maggiore o minore volatilità della domanda.

#### 4.4.2 Parametri di *sell-out* dello stock

Per ciascun modello macchina  $j$ , è configurabile il numero di mesi  $k_j$  su cui distribuire lo stock disponibile:

$$S_{j,m} = \frac{Stock_j}{k_j}$$

La modifica del parametro  $k_j$  avviene direttamente nel foglio dedicato del file MPS, senza necessità di modificare l'algoritmo.

Rispetto all'approccio precedente, basato su coefficiente fisso uniforme, tale configurabilità consente:

- Differenziazione per modello;
- Aggiornamento immediato delle ipotesi;
- Simulazione di scenari alternativi.

#### 4.4.3 Parametri di controllo sulla stagionalità

Nel calcolo della componente *standalone*, gli indici stagionali vengono limitati entro un intervallo predefinito, al fine di evitare distorsioni generate da picchi anomali.

Anche tali soglie risultano modificabili, consentendo al planner di calibrare il livello di sensibilità del modello rispetto alla variabilità storica.

### 4.5 Differenze strutturali rispetto al processo AS-IS

Il modello algoritmico sviluppato si configura quindi come una revisione strutturale del processo di costruzione del *forecast*.

Le differenze rispetto al processo AS-IS possono essere analizzate lungo quattro dimensioni principali: struttura **informativa**, **formalizzazione** metodologica, integrazione delle **variabili decisionali** e **replicabilità** operativa.

#### 4.5.1 Struttura informativa e gestione dei dati

Nel processo AS-IS:

- Storico, pivot e formule coesistevano nello stesso file;

- Le elaborazioni avvenivano direttamente sull'ambiente operativo;
- Erano frequenti operazioni manuali di filtro e copia-incolla;
- La tracciabilità del calcolo risultava limitata.

Nel modello proposto:

- Lo storico è strutturato in formato tabellare “long”, privo di formule;
- Le elaborazioni sono separate dal dato e implementate in ambiente Python;
- L'output è generato come file finale contenente esclusivamente valori calcolati;
- La tracciabilità del calcolo è elevata grazie ai fogli informativi e riassuntivi.

Queste distinzioni riducono il rischio di errore operativo e migliorano la replicabilità del processo.

#### 4.5.2 Formalizzazione dell'Attachment Rate

Nel metodo precedente, l'*attachment rate* era stimato tramite medie annuali semplici.

Nel modello sviluppato:

$$AR_{i,j} = \frac{\sum_{t=1}^T w_t \cdot Q_{i,j,t}}{\sum_{t=1}^T w_t \cdot Q_{j,t}}$$

viene introdotta:

- Una finestra *rolling* pluriennale;
- Una funzione di pesatura temporale;
- Un denominatore basato sul conteggio dei diversi documenti di vendita.

La grandezza assume quindi natura di parametro statistico formalizzato e dinamico, non più di semplice indicatore descrittivo.

#### 4.5.3 Modellazione esplicita dello stock

Nel processo AS-IS:

- Lo stock veniva ridotto tramite percentuale fissa (70%);
- La distribuzione temporale era uniforme e non parametrica;
- L'ipotesi era integrata manualmente nel file operativo.

Nel modello attuale:

$$S_{j,m} = \frac{Stock_j}{k_j}$$

con  $k_j$  configurabile per modello.

La gestione dello stock diventa quindi esplicita, modificabile e integrata nel motore di calcolo.

#### 4.5.4 Trattamento della componente *standalone*

Nel metodo precedente, la domanda *standalone* era stimata tramite media degli ultimi 10 mesi operativamente significativi.

Nel modello proposto:

$$F_{i,m}^{Standalone} = \bar{D}_i \times I_{i,c}$$

con:

- Finestra *rolling*;
- Pesatura temporale;
- Componente stagionale esplicita.

La previsione *standalone* passa da media statica ad approccio basato sulla separazione tra livello medio e componente stagionale.

#### 4.5.5 Separazione tra previsione e decisione gestionale

Nel processo AS-IS, previsione e decisione di riordino risultavano strettamente interconnesse all'interno dello stesso file operativo.

Nel modello proposto l'algoritmo produce esclusivamente il fabbisogno teorico  $F_{i,m}$  mentre la determinazione delle quantità da acquistare resta responsabilità del planner (le politiche di scorta e i vincoli operativi rimangono esterni al modello).

Questa separazione rafforza il ruolo del sistema come strumento di supporto decisionale, preservando la componente valutativa umana.

### 4.6 Limiti del modello e possibili sviluppi futuri

Il modello sviluppato rappresenta un miglioramento strutturale rispetto al processo AS-IS; tuttavia, presenta alcuni limiti che devono essere esplicitati per una corretta valutazione del suo perimetro applicativo.

#### 4.6.1 Codici elaborati

Attualmente il modello elabora l'intero insieme dei codici accessori e kit presenti nello storico vendite. Nella pratica operativa, tuttavia, solo una parte di tali codici risulta effettivamente oggetto di pianificazione corrente, mentre altri possono essere obsoleti, a fine vita o non più attivi.

L'introduzione di un filtro sui codici attivi, basato su una lista di materiali pianificabili aggiornata periodicamente, consentirebbe di ridurre il numero di codici da elaborare, concentrare la previsione sui componenti effettivamente rilevanti per la pianificazione ed evitare analisi su codici non più rilevanti ai fini decisionali.

Tale integrazione non richiederebbe modifiche strutturali al modello, ma soltanto l'aggiunta di un ulteriore file di input parametrico.

#### 4.6.2 Assenza di politiche di stock integrate

Il modello restituisce un fabbisogno teorico mensile per ciascun codice, distinguendo tra componente *bundled* e *standalone*. Non viene tuttavia implementata una logica automatizzata di determinazione delle quantità da acquistare.

In particolare, il sistema non integra parametri tipici delle politiche di gestione delle scorte, quali livelli di stock di sicurezza, *lead time* di approvvigionamento, vincoli legati ai lotti minimi di acquisto o eventuali limitazioni operative e finanziarie.

La valutazione finale delle quantità da ordinare rimane quindi una decisione gestionale del planner, coerentemente con l'impostazione originaria del progetto, che mira a migliorare la qualità del *forecast* e non a sostituire il processo decisionale.

Un possibile sviluppo futuro potrebbe consistere nell'integrazione di regole di riordino parametrizzabili, che permettano di collegare il *forecast* a politiche di gestione delle scorte mantenendo al contempo la flessibilità operativa richiesta dal contesto aziendale.

#### 4.6.3 Sensibilità alle variazioni del piano produttivo

La componente *bundled* dipende direttamente dal piano principale di produzione (MPS) e dalla distribuzione delle macchine a stock. In presenza di revisioni frequenti del piano produttivo, il *forecast* accessori varia di conseguenza.

Il modello è strutturato per recepire automaticamente tali modifiche tramite aggiornamento del file di input, ma non include meccanismi di stabilizzazione delle oscillazioni derivanti da revisioni ravvicinate del piano produttivo. In contesti caratterizzati da revisioni frequenti del piano produttivo, potrebbe quindi risultare utile introdurre logiche di attenuazione.

#### 4.6.4 Integrazione di indicatori di concentrazione cliente

Parallelamente allo sviluppo del modello di *forecast*, è stato realizzato un algoritmo dedicato all'analisi statistica dei codici per cliente su finestra mobile di 36 e 12 mesi. Tale strumento consente di determinare, per ciascun codice:

- Quota percentuale di acquisto per cliente;
- Grado di concentrazione della domanda;
- Frequenza di acquisto nel tempo;
- Distinzione dell'analisi tra componente *standalone* e *bundled*.

L'integrazione di tali indicatori nel modello previsionale potrebbe consentire una classificazione dei codici in base alla stabilità della domanda:

- Codici con domanda concentrata su pochi clienti ricorrenti;
- Codici con domanda diffusa e frammentata;
- Codici caratterizzati da acquisti sporadici.

Questa informazione potrebbe supportare decisioni differenziate in termini di livello di scorta o frequenza di aggiornamento della previsione, rendendo il sistema maggiormente aderente alle caratteristiche specifiche di ciascun materiale.

#### **4.6.5 Considerazioni conclusive**

I limiti evidenziati non compromettono l'efficacia del modello rispetto al processo AS-IS, ma ne definiscono il perimetro attuale di applicazione. Il sistema si configura come una piattaforma strutturata e modulare, suscettibile di evoluzione progressiva attraverso l'integrazione di ulteriori parametri decisionali e strumenti di analisi complementari.

## Capitolo 5: Validazione dell'approccio proposto

### 5.1 Metodologia di validazione del modello

Al fine di valutare le prestazioni del modello algoritmico sviluppato, è stato effettuato un confronto con il metodo di pianificazione AS-IS adottato in azienda.

La validazione è stata focalizzata sulla componente *standalone*, in quanto indipendente dal piano principale di produzione (MPS), che nel periodo analizzato è stato soggetto a revisioni frequenti. Usando un piano fisso come riferimento è stato possibile confrontare correttamente la previsione con i risultati reali, senza che le modifiche del piano di produzione alterassero il confronto.

L'analisi è stata condotta simulando una situazione al 1° gennaio 2025, utilizzando esclusivamente i dati storici disponibili fino al 31 dicembre 2024 e generando una previsione su orizzonte annuale (gennaio - dicembre 2025).

Sono stati selezionati tre codici rappresentativi (07279, 16880 e 16900), caratterizzati dai volumi *standalone* più rilevanti e, in generale, dalla presenza sia di componente *bundled* che *standalone*. Ai fini del confronto quantitativo è stata isolata la quota *standalone*, aggregata su base mensile in funzione della data di consegna.

07279	PIATTAFORMA PORTAPERSONE ESTENSIBILE ROTANTE
16880	GANCIO 6T ATTACCO I
16900	ARGANO TESTA BRACCIO 6000kg

L'andamento reale della domanda nel mese di previsione  $m$ , indicato con  $Q_m$ , è stato determinato filtrando il database storico secondo i seguenti criteri:

- Selezione delle sole righe classificate come *standalone* (“SCIOLTO”);
- Selezione del codice materiale oggetto di analisi;
- Aggregazione per mese sulla base della data di consegna;
- Utilizzo della quantità ordinata per ordine per ricavare la quantità effettivamente venduta.

Le prestazioni previsionali sono state valutate mediante l'indicatore WAPE (*Weighted Absolute Percentage Error*), definito come:

$$WAPE = \frac{\sum_{m=1}^M |F_m - Q_m|}{\sum_{m=1}^M Q_m}$$

dove  $F_m$  rappresenta la previsione mensile generata (dall'algoritmo o dal modello AS-IS) e  $Q_m$ , come detto, il venduto reale.

### 5.2 Confronto grafico dei risultati

Per ciascuno dei tre codici analizzati è stato costruito un confronto mensile tra:

- Andamento reale delle vendite *standalone* nel 2025;
- Previsione ottenuta con il metodo AS-IS;
- Previsione generata dal modello algoritmico.

Le figure di seguito riportano l'andamento dei tre codici (07279, 16880 e 16900) sull'intero orizzonte annuale.

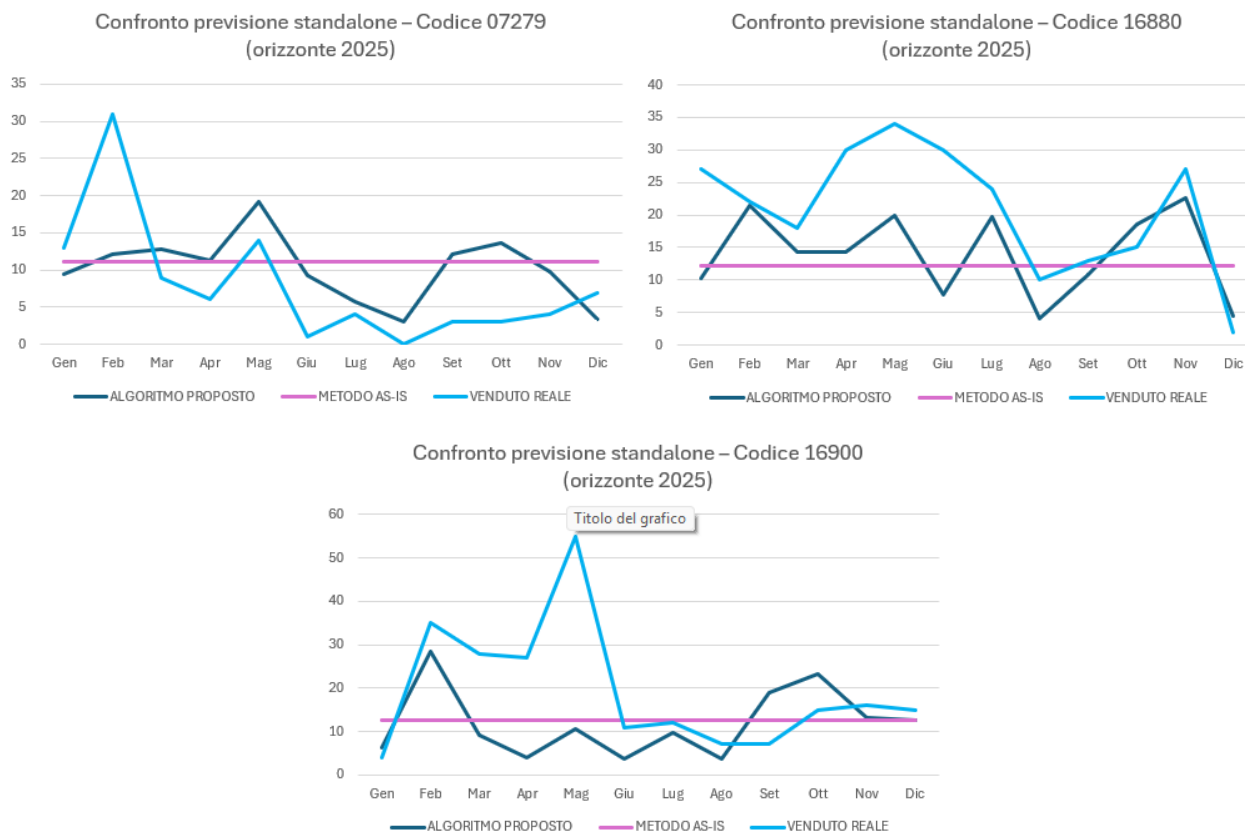


Figure 5.2 – a, b, c: Confronto tra venduto reale, previsione del metodo AS-IS e previsione del modello algoritmico per i codici standalone 07279, 16880 e 16900 (orizzonte 2025). Fonte: realizzati con foglio di calcolo Excel

Dall'analisi grafica emerge come il metodo AS-IS, basato su una media storica semplice, produca una previsione costante nel corso dei mesi; tale impostazione non consente di intercettare variazioni stagionali o fluttuazioni significative della domanda.

Il modello algoritmico, al contrario, genera una previsione variabile nel tempo, in grado di seguire con maggiore coerenza l'andamento reale nei mesi caratterizzati da incrementi o riduzioni della domanda. In particolare, nei codici che presentano una dinamica stagionale la previsione algoritmica risulta maggiormente allineata al profilo osservato.

Resta tuttavia evidente come, in presenza di picchi improvvisi o variazioni di entità elevata, entrambi gli approcci mostrino difficoltà nel riprodurre perfettamente l'andamento reale. Ciò conferma la natura intrinsecamente incerta della domanda *standalone* e la necessità di interpretare il *forecast* come strumento di supporto decisionale, piuttosto che come previsione deterministica.

L'analisi grafica fornisce quindi una prima evidenza qualitativa delle differenze tra i due metodi, che viene successivamente sintetizzata attraverso un indicatore quantitativo di errore.

### 5.3 Confronto sintetico delle prestazioni previsionive

Al fine di sintetizzare quantitativamente le differenze osservate a livello grafico, è stato calcolato per ciascun codice l'indicatore WAPE (*Weighted Absolute Percentage Error*) sull'intero orizzonte 2025.

La tabella di seguito riporta i valori ottenuti per il metodo AS-IS e per il modello algoritmico, oltre al valore aggregato sui tre codici analizzati.

CODICE	WAPE AS-IS	WAPE Alg	Variazione %
07279	92,3%	83,0%	- 10%
16880	52,0%	38,1%	- 27%
16900	53,7%	57,4%	7%
<b>TOT</b>	<b>59,3%</b>	<b>53,2%</b>	<b>- 10%</b>

Tabella 5.3: Confronto WAPE componente standalone (2025)

Dove la variazione è calcolata come:  $Variazione\% = \frac{WAPE_{Alg} - WAPE_{AS-IS}}{WAPE_{AS-IS}}$

L'analisi evidenzia come il modello algoritmico presenti una riduzione dell'errore in due dei tre codici analizzati, con un miglioramento particolarmente significativo nel caso del codice 16880. Nel caso del codice 16900, caratterizzato da picchi di domanda concentrati in specifici mesi, il metodo AS-IS risulta leggermente più accurato.

A livello **aggregato**, il WAPE complessivo si riduce dal 59,3% al 53,2%, con un miglioramento pari a circa il 10%. Tale risultato conferma la maggiore capacità del modello proposto di seguire l'andamento reale della domanda *standalone* su base annuale.

## 5.4 Implicazioni operative dell'errore previsionale

L'analisi del WAPE consente di valutare la qualità relativa delle previsioni, ma non fornisce immediatamente una misura concreta dell'impatto operativo dell'errore. Per rendere più interpretabili i risultati ottenuti, è utile tradurre l'errore percentuale in termini di quantità fisiche ed esposizione economica.

Considerando i tre codici *standalone* analizzati (07279, 16880 e 16900) aggregati, il venduto reale complessivo nel 2025 risulta pari a 579 pezzi. Poiché il WAPE rappresenta il rapporto tra errore assoluto aggregato e volumi reali, è possibile stimare l'errore totale associato a ciascun approccio moltiplicando il valore del WAPE per il volume effettivamente venduto.

Nel caso del metodo AS-IS, con un WAPE pari al 59,3%, l'errore assoluto complessivo è stimabile in circa 343 pezzi su base annua. Il modello algoritmico, con un WAPE pari al 53,2%, riduce tale valore a circa 308 pezzi.

La differenza tra i due valori, pari a circa 35 pezzi, rappresenta la riduzione complessiva dell'errore assoluto annuale associata all'introduzione del modello proposto.

Per fornire un ordine di grandezza economico, è possibile valorizzare tali volumi sulla base del costo dei materiali necessari alla produzione, stimato attraverso il valore delle rispettive distinte base (BOM). Nel 2025, i tre codici analizzati hanno comportato un costo complessivo dei materiali pari a circa 1,59 milioni di euro. La riduzione di circa 6 punti percentuali del WAPE si traduce, sui volumi analizzati, in una diminuzione stimata dell'errore assoluto pari a circa 35 unità annue, corrispondente a una riduzione dell'esposizione economica potenziale di circa 97.000 €.

INDICATORE	METODO AS-IS	MODELLO ALGORITMICO	DIFFERENZA
WAPE aggregato	59,3%	53,2%	- 6 punti percentuali
Errore assoluto stimato (pezzi)	343	308	- 35
Esposizione economica all'errore (€)	940.000	843.000	- 97.000

Tabella 5.4: Sintesi degli indicatori di accuratezza previsionale

È opportuno precisare che tale valore non rappresenta un risparmio diretto e certo, bensì una stima dell'**ordine di grandezza del capitale potenzialmente esposto a errori previsionali** nella pianificazione dei materiali. In un contesto operativo, una tale riduzione dell'errore può tradursi in una minore probabilità di sovra-approvvisionamento o sotto-approvvisionamento, contribuendo a rendere più stabile il processo decisionale.

## 5.5 Impatto organizzativo ed economico del tempo operativo

Oltre al confronto in termini di accuratezza previsionale, l'introduzione del modello algoritmico comporta un impatto significativo sotto il profilo organizzativo e operativo.

Nel processo AS-IS, la pianificazione degli accessori e dei kit richiede mediamente circa 8 ore per ciclo di aggiornamento, considerando la raccolta dei dati, l'aggiornamento dei file Excel, la gestione dei collegamenti esterni e la costruzione delle tabelle di sintesi. Tale attività viene svolta con frequenza indicativamente bisettimanale, per un totale stimato di circa  $16 \text{ h/mese}$ . Considerando un numero medio di undici mesi operativi nell'anno, il tempo complessivamente dedicato alla sola fase di elaborazione e aggiornamento del *forecast* risulta quindi pari a circa 176 ore.

$$16 \text{ h/mese} \cdot 11 \text{ mesi/anno} = 176 \text{ h/anno}$$

Assumendo un costo medio del lavoro pari a  $40 \text{ €/h}$ , il costo operativo annuo associato al processo di pianificazione manuale può essere stimato in 7.040 €.

Con l'introduzione del modello algoritmico, la generazione del *forecast* avviene in modo automatico a partire dai file di input aggiornati. Il tempo necessario per l'elaborazione e la produzione dell'output si riduce a circa 45 minuti per ciclo, comprensiva di verifica preliminare dei dati di input ( $1,5 \text{ h}$  totali mensili considerando sempre  $2 \text{ cicli/mese}$ ).

Su base annua, il tempo complessivo si riduce quindi a circa  $16,5 \text{ h}$ , corrispondenti a un costo stimato di circa 660 €.

$$1,5 \text{ h/mese} \cdot 11 \text{ mesi/anno} = 16,5 \text{ h/anno} \cdot 40 \text{ €/h} = 660 \text{ €/anno}$$

**Il risparmio potenziale derivante dalla sola riduzione del tempo operativo è pertanto pari a circa 6.380 € annui.**

A tale beneficio diretto si aggiungono ulteriori effetti organizzativi non immediatamente monetizzabili, quali:

- Maggiore tracciabilità delle logiche di calcolo;

- Eliminazione di operazioni manuali ripetitive (copia-incolla, aggiornamento pivot, gestione collegamenti esterni);
- Riduzione del rischio di errore umano;
- Maggiore rapidità nella generazione di scenari alternativi;
- Miglioramento della scalabilità del processo al crescere del numero di codici gestiti.

L'insieme di tali elementi evidenzia come il principale beneficio del modello non risieda esclusivamente nel miglioramento dell'accuratezza previsionale, ma soprattutto nella strutturazione e razionalizzazione del processo di pianificazione.

## 5.6 Sintesi comparativa dei risultati

L'analisi condotta nei paragrafi precedenti consente di confrontare in modo integrato il metodo AS-IS e il modello algoritmico sviluppato, considerando sia la dimensione previsionale sia quella organizzativa.

La tabella seguente riassume sinteticamente le principali differenze tra i due approcci.

Aspetto analizzato	Metodo AS-IS	Modello algoritmico
<i>Logica di previsione standalone</i>	Media storica costante	Media pesata + stagionalità
<i>Capacità di seguire variazioni mensili</i>	Limitata	Moderata / Elevata
<i>WAPE aggregato (2025)</i>	59,3%	53,2%
<i>Errore assoluto annuo stimato</i>	343 pezzi	308 pezzi
<i>Esposizione potenziale all'errore</i>	940.000 €	843.000 €
<i>Tempo medio per ciclo di pianificazione</i>	8 ore	45 min
<i>Tempo annuo stimato</i>	176 ore	16,5 ore
<i>Costo operativo annuo stimato</i>	7.040 €	660 €
<i>Strutturazione del processo</i>	Manuale, file multipli	Automatizzata, parametrica

Tabella 5.6: Sintesi degli indicatori di accuratezza previsionale

In sintesi, il modello proposto non elimina l'incertezza intrinseca della domanda, ma consente una riduzione misurabile dell'errore complessivo e una significativa strutturazione e semplificazione del processo di pianificazione. Il beneficio risulta pertanto duplice: miglioramento della qualità previsionale e aumento dell'efficienza operativa.

## Capitolo 6: Conclusioni

### 6.1 Sintesi dei risultati

Il presente lavoro ha affrontato il problema della pianificazione degli accessori e dei kit all'interno di un contesto industriale caratterizzato da elevata configurabilità del prodotto e da una significativa ampiezza del portafoglio codici gestiti.

L'analisi del processo AS-IS ha evidenziato come la pianificazione fosse basata su elaborazioni manuali realizzate tramite fogli Excel complessi, fondati su medie semplici annuali e su logiche decisionali non formalizzate. Tale impostazione, pur funzionando operativamente, presentava criticità strutturali legate a rigidità metodologica, gestione separata e manuale delle diverse componenti della domanda, difficoltà di aggiornamento a fronte di revisioni frequenti del piano produttivo.

A partire da tale analisi, è stato sviluppato un modello algoritmico in ambiente Python con l'obiettivo di formalizzare e strutturare la fase di *forecasting*, mantenendo la coerenza con le logiche operative aziendali.

Il confronto tra i due approcci ha evidenziato:

- Un miglioramento nella qualità dell'informazione previsionale (riduzione dell'errore medio aggregato);
- Una maggiore trasparenza delle ipotesi adottate;
- Una significativa riduzione del tempo operativo necessario per la generazione del *forecast*.

Il modello proposto **non** sostituisce la decisione del planner, ma fornisce una base informativa più strutturata e replicabile su cui fondare le scelte di approvvigionamento.

### 6.2 Contributo metodologico e implicazioni organizzative

Il contributo principale del lavoro consiste nella formalizzazione algoritmica del processo di previsione, con l'introduzione di pesatura temporale, separazione *bundled/standalone* e parametrizzazione delle ipotesi di pianificazione.

Tali elementi consentono di superare l'approccio basato su medie semplici annuali, introducendo una logica coerente con i principi teorici della pianificazione della domanda illustrati nel Capitolo 1.

Dal punto di vista organizzativo, l'introduzione del modello comporta diverse implicazioni.

In primo luogo, la separazione tra base dati e logiche di calcolo riduce la dipendenza da elaborazioni manuali e aumenta la robustezza del processo. In secondo luogo, la parametrizzazione esplicita delle ipotesi (orizzonte di *sell-out*, finestra storica, pesatura temporale) rende il sistema più flessibile e adattabile alle variazioni del contesto operativo.

Infine, la replicabilità automatica del *forecast* consente di ridurre il tempo dedicato alla costruzione delle previsioni, liberando risorse per attività a maggiore valore aggiunto, quali l'analisi critica dei risultati e la valutazione delle politiche di scorta.

### 6.3 Sviluppi futuri

Il modello sviluppato rappresenta una base strutturata su cui possono essere integrate ulteriori dimensioni analitiche e decisionali.

Tra le possibili evoluzioni si evidenziano:

- L'introduzione di un filtro automatico dei codici effettivamente attivi e pianificabili, al fine di concentrare l'analisi sulle referenze realmente rilevanti;
- L'integrazione di indicatori relativi al comportamento dei clienti, quali frequenza di acquisto e grado di concentrazione della domanda, già oggetto di un ulteriore algoritmo sviluppato parallelamente al presente lavoro;
- Il collegamento tra *forecast* e politiche di gestione delle scorte, con l'introduzione di logiche di sicurezza;
- L'estensione del modello a nuove famiglie di prodotto, incluse quelle attualmente in fase di sviluppo;
- L'integrazione del sistema all'interno di strumenti aziendali di ERP, al fine di automatizzare ulteriormente il flusso informativo.

Tali sviluppi consentirebbero di trasformare il modello da strumento di supporto locale a componente strutturale del sistema di pianificazione aziendale.

### 6.4 Considerazioni finali

Il presente lavoro è stato avviato con l'obiettivo di analizzare e migliorare il processo di pianificazione degli accessori e dei kit in un contesto industriale caratterizzato da elevata configurabilità del prodotto e da un ampio portafoglio di codici gestiti.

A partire dall'analisi del processo AS-IS, è stato possibile individuare alcune criticità strutturali legate all'utilizzo di strumenti manuali basati su fogli Excel complessi, alla presenza di parametri rigidi e alla mancanza di una formalizzazione esplicita delle logiche di calcolo del *forecast*.

Per affrontare tali criticità è stato sviluppato un modello algoritmico in ambiente Python, finalizzato a strutturare il processo di previsione della domanda attraverso la separazione tra componente *bundled* e *standalone*, l'introduzione di una finestra storica mobile con pesatura temporale e la parametrizzazione delle principali ipotesi di pianificazione.

Il confronto tra il metodo AS-IS e il modello proposto ha evidenziato risultati positivi sia in termini di qualità dell'informazione previsionale sia in termini di efficienza operativa, con una riduzione dell'errore medio aggregato e una significativa diminuzione del tempo necessario per la generazione del *forecast*.

È tuttavia opportuno evidenziare alcuni limiti del modello sviluppato. In particolare, il sistema si concentra esclusivamente sulla stima della domanda potenziale e non integra direttamente logiche di gestione delle scorte o politiche di riordino. Inoltre, l'accuratezza delle previsioni rimane dipendente dalla stabilità delle configurazioni di prodotto e dalla coerenza tra lo storico utilizzato e il contesto operativo futuro.

Nel complesso, il lavoro dimostra come la formalizzazione metodologica di un processo operativo possa contribuire a migliorare la trasparenza, la replicabilità e l'affidabilità delle decisioni di pianificazione.

L'esperienza evidenzia inoltre il ruolo dell'ingegneria gestionale nell'integrare strumenti quantitativi, analisi dei processi e conoscenza del contesto industriale, traducendo esigenze operative concrete in modelli strutturati e applicabili nella pratica aziendale.

## Riferimenti

Dizionario della Logistica. (s.d.). *Dizionario della logistica*. Tratto da Dizionario della Logistica:  
<https://www.dizionariologistica.com>

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2013). *Forecasting: Principles and Practice*. OTexts.

Magnith. (s.d.). *Magnith – Engineering and manufacturing solutions*. Tratto da Magnith:  
<https://www.magnith.com>

Milanato, D. (2008). *Demand Planning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale*. Springer.

Vollmann, T. E., Berry, W. L., Whybark, D. C., & Jacobs, F. R. (2005). *Manufacturing Planning and Control for Supply Chain Management*. McGraw-Hill/Irwin.