UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

Corso di Laurea triennale in Ingegneria Gestionale

ANALISI DELLA LETTERATURA SULLE METODOLOGIE DI MONITORAGGIO APPLICATE NEL SETTORE ALIMENTARE

LITERATURE REVIEW ON MONITORING METHODOLOGIES APPLIED IN THE FOOD INDUSTRY

Relatore: Chiar.mo

Prof.Maurizio Bevilacqua

Tesi di Laurea di:

Niccolò De Gori

Correlatore

Ing.Matteo Iacovanelli

A.A. 2025/2026

Sommario

INTRODUZIONE 2

ANALISI DELLA LETTERATURA 4

CAPITOLO 1: L'EVOLUZIONE DEL MONITORAGGIO INDUSTRIALE 7

1.1 Il Paradigma Tradizionale: Dal Controllo Reattivo ai Primi Sistemi di Automazione .. 7

1.2 La rivoluzione dell'industria 4.0 13

1.3 Le tecnologie abilitanti: l'acquisizione dei dati e la manutenzione 16

1.4 Monitoraggio nel settore alimentare 19

CAPITOLO 2: DIGITAL TWIN, SINCRONIZZAZIONE DEI DATI E SUPPORTO DECISIONALE..... 22

2.1 Il concetto di Digital Twin e l'evoluzione digitale dell'industria 22

2.2 Rapporto tra Digital Twin e monitoraggio 24

2.3 Applicazioni dei Digital Twin nei vari settori industriali..... 25

2.4 Il digital twin nel settore alimentare 27

CAPITOLO 3: APPLICAZIONI DELLE TECNICHE DI MONITORAGGIO 29

3.1 Monitoraggio diretto e monitoraggio indiretto 29

3.2 I metodi euristici, matematici e intelligenza artificiale..... 32

3.3 L'applicazione di questi metodi in ambito alimentare 34

3.4 Strategie di analisi e risposta: monitoraggio predittivo e adattivo 36

3.5 L'applicazione del monitoraggio in ambito alimentare 38

CAPITOLO 4: I PARAMETRI DI MISURAZIONE 40

4.1 I parametri fisici come fondamento oggettivo del monitoraggio..... 40

4.2 L'abbondanza dei raw data e il paradosso DRIP 41

4.3 Dai parametri singoli ai KPI 42

4.4 I KPI applicati all'industria alimentare 44

CONCLUSIONI 47

BIBLIOGRAFIA.....49

RINGRAZIAMENTI 57

INTRODUZIONE

Le aziende manifatturiere operano in contesti estremamente competitivi dove l'efficienza dei processi produttivi, la riduzione degli sprechi, e l'ottimizzazione dei tempi di lavoro sono fondamentali per imporsi sul mercato. Alla luce di queste esigenze, è necessario un controllo continuo e costante delle attività e dello stato dei macchinari. Per questo motivo il monitoraggio industriale assume un ruolo cruciale nel controllo e nell'ottimizzazione dei processi produttivi, permettendo di ridurre al minimo gli errori ed eventualmente garantendo la risoluzione di essi. Questa tesi, si pone infatti come obiettivo quello di approfondire l'importanza di questi processi di controllo e delineare la loro evoluzione nel corso del tempo analizzando la letteratura disponibile, prestando particolare attenzione alle industrie che operano nel settore alimentare. Il seguente documento è suddiviso in varie sezioni, dove in ognuna di esse viene approfonditi uno o più aspetti delle fasi di monitoraggio. Si analizzano anche eventuali problemi relativi derivati dai vari sistemi e le modalità per ridurli al minimo.

La prima sezione si occupa di descrivere i passaggi che hanno reso possibile l'analisi della letteratura, analizzando i motori utilizzati per la ricerca delle fonti, le tecniche di filtraggio di esse, e i parametri di selezione per le fonti utilizzate.

Nella seconda sezione, viene approfondito il significato generale di monitoraggio industriale, e come esso si sia evoluto nel corso degli anni grazie allo sviluppo dell'industria 4.0 e le conseguenti novità tecnologiche, passando da essere un "semplice" strumento di controllo, ad essere un sistema molto più complesso. Tutto ciò è possibile grazie allo sviluppo di nuove tecnologie, come l'*Internet of things*, e l'implementazione di sistemi automatici gestiti da intelligenza artificiale, che verranno trattati successivamente.

Avendo affrontato lo sviluppo di tecnologie IoT, nel terzo capitolo si introduce il concetto di *Digital Twin*, una tecnologia resa possibile dall'evoluzione digitale dell'industria, mettendo in luce il suo funzionamento e le sue caratteristiche. In particolare si evidenzia la relazione che ne intercorre con il monitoraggio. Viene

descritto il funzionamento del digital twin all'interno dei vari processi, vedendo come questo si possa integrare nel settore alimentare.

Queste tecnologie precedentemente trattate sono particolarmente rilevanti nel monitoraggio e nelle sue applicazioni e nel terzo capitolo vengono infatti trattate le varie tecniche di monitoraggio, classificando e analizzando le varie tipologie. Viene trattato il monitoraggio diretto, quindi di conseguenza si spiega anche il monitoraggio indiretto. Oltre a ciò, viene definita anche la differenza tra monitoraggio predittivo ed adattivo. Per ogni tipo di approccio, si descrivono le applicazioni nel settore alimentare. Inoltre si analizzano i metodi risolutivi euristici, matematici e basati sull'intelligenza artificiale.

Per verificare l'efficienza dei veri processi produttivi, vengono analizzati nel capitolo quattro, tutti quei parametri necessari, che possono essere meccanici, termici o ambientali che servono a valutare i vari aspetti di un processo o di una fase specifica, sono dati oggettivi che quindi forniscono informazioni per monitorare ed analizzare le prestazioni. Viene introdotto anche il concetto fondamentale di *Key Performance Indicator*, valutando come essi possono essere applicati al settore alimentare.

Questi indicatori sono quindi utili all'azienda per scovare e localizzare determinati errori, che vengono spiegati nell'ultimo capitolo, assieme ad eventuali metodi risolutivi. Viene introdotto il concetto di latenza, e da cosa è causata, e successivamente verranno presentati gli approcci principali per sistemare tale problema. Si descrivono i metodi euristici, basati su regole empiriche, i metodi matematici, basati su algoritmi e modelli matematici, ed infine i metodi basati sull'intelligenza artificiale. Questi metodi sono analizzati e comparati tra loro in termini di complessità, accuratezza e adattabilità

ANALISI DELLA LETTERATURA

La presente tesi si pone come obiettivo quello di analizzare l'evoluzione dei paradigmi di monitoraggio e controllo dei processi industriali in ambito alimentare, strutturando l'indagine sulla letteratura scientifica disponibile. La ricerca delle fonti bibliografiche è stata condotta interrogando i database specializzati di riferimento internazionale Scopus e ScienceDirect, appartenenti entrambi alla casa editrice Elsevier. Tali banche dati sono state selezionate per i rigorosi standard di indicizzazione citazionale, nel settore dell'ingegneria chimica e alimentare e l'accuratezza dei metadati bibliografici. Ad eccezione di rari contributi storici di riferimento, la quasi totalità delle fonti selezionate proviene da articoli indicizzati su Scopus e ScienceDirect per garantire omogeneità metodologica e autorevolezza scientifica.

L'indagine è iniziata con una valutazione bibliometrica preliminare volta a quantificare l'ampiezza del concetto generale di monitoraggio. Inserendo nel motore di ricerca la sola parola chiave “monitoring”, sono stati restituiti un volume pari a 2974389 risultati. Questo dato iniziale ha evidenziato l’estrema vastità del termine. In particolare, analizzando i risultati, il 17,9% dei risultati si riferisce infatti al settore medico, il 14,5% all'ambito ingegneristico, mentre un ulteriore 22% risulta distribuito in settori non categorizzati in modo univoco, a cui si aggiungeva una marcata dispersione per lingua e formato di pubblicazione. Per effettuare una prima scrematura dei risultati, sono stati applicati filtri di qualità editoriale: sono stati inclusi unicamente articoli originali redatti in lingua inglese, escludendo libri, atti congressuali non indicizzati e testi non validati come tesi di laurea o di dottorato. Contestualmente, la ricerca è stata ristretta alle sole aree disciplinari Engineering e Computer Science, riducendo il volume a 330172 documenti. Nonostante il numero fosse sensibilmente inferiore a quello di partenza, risultava ancora troppo vasto per consentire un'analisi puntuale. Per rendere la ricerca più mirata e specifica, si procede con l’introduzione delle prime parole chiavi, per trovare articoli più conformi al tema trattato. Essendo questa una tesi basata sul monitoraggio nel settore industriale alimentare, viene inserita

la parola chiave “manufacuring”, per limitare il concetto di monitoraggio al contesto industriale, notando come il numero dei risultati scende drasticamente a 13364, numero decisamente più piccolo ma ancora troppo elevato per poter essere analizzato. Anche in

questo caso i campi di applicazione sono molteplici, con una netta maggioranza del campo prettamente ingegneristico con il 39,3% degli articoli, seguito dalla computer science con il 17,2%. Dato che la tesi inizia con l'analisi del monitoraggio nell'industria 4.0, inserisco anche "Industry 4.0" tra le parole chiave e "food", in modo tale da filtrare enormemente questi risultati, ottenendone 73, un numero che rende analizzabili gli articoli ottenuti. Di questi 73, più della metà sono stati rimossi dalla selezione finale, focalizzandosi esclusivamente su titolo e abstract, poiché trattano argomenti estranei come biologia molecolare, neuroscienze, matematica e fisica. Gli articoli rimanenti invece, sono consoni all'argomento alimentare, trattandone vari aspetti poi approfonditi nel corso della tesi, come l'implementazione di sensori specializzati, l'utilizzo di architetture IIoT, e la distinzione di monitoraggio reattivo e correttivo, oltre ad evidenziare i cambiamenti che l'industria 4.0 ha apportato nel settore, come l'introduzione del digital twin. Per i concetti più generici, sono stati preferiti articoli con un alto numero di citazioni, mentre per la spiegazione di tecnologie più innovative sono stati scelti articoli più recenti, indicativamente nell'arco di sei o sette anni. Alla luce di questi primi riscontri, l'indagine ha aperto un secondo ramo di ricerca dedicato specificamente al Digital Twin in ambito alimentare, per approfondire quanto emerso nella prima fase. Digitando inizialmente la sola locuzione "digital twin", sono stati ottenuti 59.219 risultati, a conferma della vastità di questo paradigma. L'analisi ha mostrato come il 27,6% dei risultati appartenga al ramo ingegneristico, il 23,8% alla robotica e computer science, seguiti da quote minori in ambito matematico (8,0%) ed energetico (5,6%). Per ricondurre i risultati all'interno degli obiettivi dell'elaborato, sono stati inseriti i termini food e monitoring, ottenendo 128 risultati. La lettura iniziale ha evidenziato come una parte consistente di questi articoli fosse fuori target, poiché incentrata sull'agricoltura di precisione o su applicazioni legate alla nutrizione personalizzata e alla cura della persona. Di conseguenza, è stata riapplicata la parola chiave manufacturing, ottenendo 22 risultati strettamente focalizzati sulla trasformazione industriale. In questo gruppo di fonti vengono analizzati l'impiego dell'intelligenza artificiale, i modelli di machine learning per la stima delle grandezze di processo e il concetto di monitoraggio predittivo. Per l'analisi della sezione successiva, incentrata sulle tipologie di monitoraggio, per questo vengono inseriti nella barra di ricerca termini specifici come "predicting monitoring" e "adaptive monitoring", ottenendo anche grazie ai filtri utilizzati in precedenza, un numero limitato di risultati che

permette l’analisi di essi. In alcuni di questi articoli vengono introdotti, oltre alle tecniche di monitoraggio, alcuni dei parametri necessari per valutare i processi, come i kpi largamente spiegati nell’ultima sezione. Alla termine dell’applicazione dell’analisi “a imbuto”, sono state mantenute in totale 61 fonti verificate.

CAPITOLO 1: L'EVOLUZIONE DEL MONITORAGGIO INDUSTRIALE

1.1 Il Paradigma Tradizionale: Dal Controllo Reattivo ai Primi Sistemi di Automazione

Il monitoraggio rappresenta da sempre un passaggio fondamentale per garantire un corretto svolgimento dei processi produttivi. Inizialmente però, le attività di monitoraggio differivano in maniera netta da quelle odierne, sia a causa di tecnologie meno sviluppate, e sia a causa di un approccio diverso. Agli albori infatti, i processi di monitoraggio venivano svolti esclusivamente al termine dei vari processi produttivi, andando quindi ad evidenziare eventuali difetti o variazioni, solamente una volta che questi erano già stati generati [Zhong, R. Y.]. Si può quindi affermare che il monitoraggio assumesse un ruolo strettamente "retroattivo". Questa criticità, è molto impattante dal punto di vista economico, poiché si traduce in un valore chiamato COPQ (Cost of Poor Quality), che quantifica le perdite di un'azienda dal punto di vista economico che, come si vede in figura 1.1, è suddiviso in quattro categorie:

- *underutilization*, che riguarda costi derivanti dalla produzione in eccesso che si traducono in spese di ammortamento per risorse non sfruttate in modo ottimale;
- *scrap/rework*, che riguarda i costi diretti dei materiali scartati e delle lavorazioni difettose;
- warranty cost, che raggruppa le spese sostenute una volta che il prodotto è arrivato al cliente, e comprende spese come rimborsi e gestione di eventuali resi;
- lost sales, che include i ricavi direttamente perso da parte dell'azienda a causa della scarsa qualità, e comprende i costi legati alla perdita definitiva di clienti e quelli relativi al mantenimento dei prodotti in eccesso in magazzino [Colledani M.]. Per questo i sistemi tradizionali risultavano carenti in termini di flessibilità e reattività, ostacolando quella necessaria ottimizzazione delle risorse e quell'efficienza complessiva che sono divenute indispensabili per la competitività industriale [Alcacèr, CruzMachado].

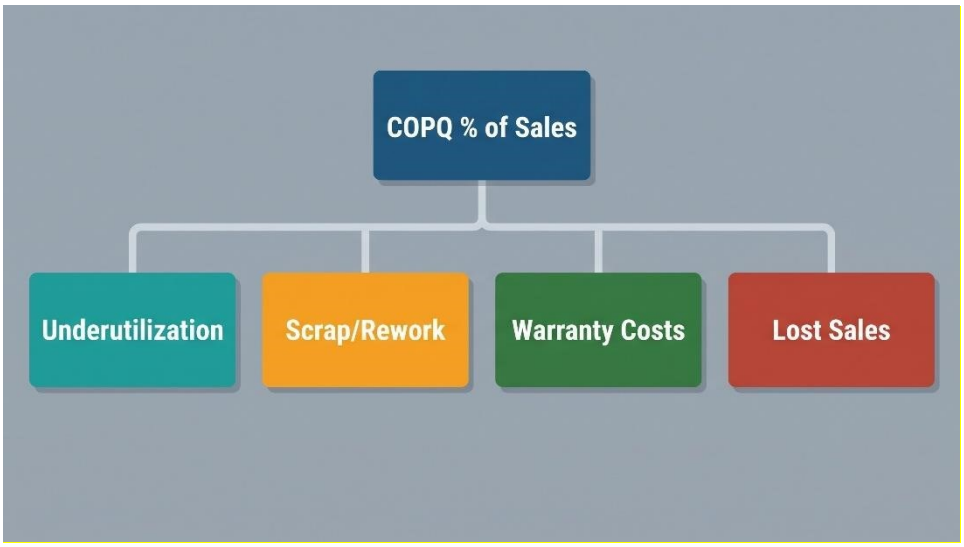


Figura 1.1, cause del COPQ. Immagine originale

L'automazione dei processi di monitoraggio, ha ricevuto un notevole miglioramento con l'invenzione e l'introduzione di alcuni sistemi come i PLC (Controlli Logici Programmabili) o gli SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition). I sistemi PLC sono dei sistemi industriali progettati per gestire ed automatizzare i processi produttivi e le macchine di un impianto. Ricevono input da segnali esterni, che vengono elaborati tramite programmi interni che azionano dispositivi esterni come motori valvole o spie. I sistemi SCADA invece, sono dei sistemi di controllo industriale utilizzati per gestire e monitorare processi industriali anche da remoto. Raccolgono input, come temperatura o pressione, in tempo reale dai vari sensori, mostrando i dati agli operatori, permettendo loro di inviare direttamente comandi al macchinario analizzato. [Alcacèr, CruzMachada]. Nonostante questo notevole passo in avanti, l'efficacia del monitoraggio era indubbiamente limitata a causa del modello gerarchico di organizzazione dei sensori dell'epoca, che prende il nome di "Automation Pyramid", conosciuto anche col nome di Standard Internazionale ISA-95. Nella figura 1.2 viene mostrato il modello piramidale dello standard ISA-95, e serve a spiegare come i diversi dispositivi e software comunicano e gestiscono le informazioni. Sono disposti secondo un ordine gerarchico basato su criteri di classificazione come l'orizzonte temporale nel quale operano (alla base troviamo sistemi come sensori che richiedono un tempo di risposta quasi istantaneo, mentre in cima strumenti come gli ERP che si muovono su scale temporali macroscopiche), la densità del volume di dati trattati (alla base vengono gestiti una gigantesca molte di dati ad alta frequenza, privi però di contesto, mentre in cima questi dati vengono elaborati contestualizzandoli così in ambito logistico), il tipo di informazione, e l'autonomia del

sistema. Solitamente la piramide è composta da cinque strati (numerati da 0 a 4), ma in letteratura è presente anche un modello esteso che introduce un sesto livello, inserito tra il livello 3 e 4 [Aceto, Persico, Pescapè][Saidouni]. Questo strato intermedio viene indicato come livello

3.5. La piramide è strutturata in questo modo:

- Livello 0: rappresenta l'interfaccia fisica diretta con il processo produttivo, popolata da sensori e attuatori. In ambito alimentare, il monitoraggio a questo livello ha il compito di rilevare istantaneamente le grandezze fisiche e termodinamiche critiche per la lavorazione. I sensori in questo livello acquisiscono in tempo reale i dati primari della materia prima: misurano il peso esatto degli ingredienti, i volumi dei fluidi, le temperature di cottura e contano i pezzi in transito. Questi dati grezzi costituiscono le fondamenta informative che permetteranno ai livelli superiori di tracciare univocamente i lotti di produzione, calcolare le quantità esatte prodotte e monitorare le rese di linea. La scala temporale operativa di queste misurazioni rimane istantanea, espressa sulla scala dei millisecondi;
- Livello : rappresenta l'intelligenza hardware di base della linea, governato principalmente dai PLC (Programmable Logic Controller). Nel settore alimentare, il ruolo cruciale di questo livello si esprime nella gestione dei processi termodinamici e fluidodinamici: i sensori acquisiscono i dati fisici dal Livello 0 ed eseguono algoritmi di regolazione continua per mantenere i parametri fisici entro i ristretti limiti di sicurezza biologica e qualitativa del prodotto. Ad esempio, un PLC interviene con una latenza di pochi millisecondi per modulare l'apertura di una valvola di vapore, garantendo che un fluido mantenga costantemente una determinata temperatura durante quello specifico processo. A questo livello, tuttavia, l'intelligenza rimane strettamente deterministica: il PLC non è dotato di capacità decisionale strategica o predittiva, ma si limita a inseguire ed eseguire fedelmente i setpoint operativi (le "ricette" di produzione) imposti dai livelli superiori, garantendo la stabilità in tempo reale ma senza avere consapevolezza del contesto aziendale.
- Livello 2: È il livello occupato dai sistemi SCADA e dalle interfacce HMI (Human-Machine Interface). A questo livello, i dati di molteplici PLC vengono aggregati in un server locale per permettere all'operatore umano di supervisionare

visivamente la linea di produzione tramite interfacce grafiche e gestire la diagnostica di base, come ad esempio gli allarmi. La scala temporale opera nell'ordine dei secondi o minuti;

- Livello 3: governato dai sistemi MES, rappresenta il ponte strategico e operativo tra i sistemi ERP e i macchinari di fabbrica. A questo livello si realizza la vera e propria schedulazione della produzione, in particolare il production manage utilizza il MES per prendere il piano generale di ciò che l'azienda deve realizzare e trasformarlo in compiti pratici generando gli ordini di lavoro per le varie linee. Tramite l'interfaccia del MES, il manager programma la lavorazione assegnando i lotti da produrre alle specifiche linee, seleziona le corrette distinte base e parametri termodinamici ideali e alloca le risorse materiali e umane per il turno. Simultaneamente all'esecuzione, il MES raccoglie i dati dal basso per generare la reportistica, calcolare i KPI di efficienza globale e garantire la totale tracciabilità e rintracciabilità dei lotti, fondamentale in ambito alimentare, legando in modo univoco ogni singola materia prima al prodotto finito in caso di
  richiami sanitari. La scala temporale decisionale di questo livello si articola su turni di lavoro, ore o giornate.
- Livello 3.5: viene interposto tra i livelli 3 e 4, e prende il nome di Industrial Demilitarized Zone, e funge da “cuscinetto” per far comunicare in sicurezza i sistemi IT con i sistemi OT. In particolare ricopre il ruolo di barriera di sicurezza informatica impedendo che minacce, come virus informatici, possa viaggiare liberamente fino ai macchinari compromettendo la produzione. Di conseguenza i sistemi ERP e SCADA non comunicano mai in modo diretto, ma si scambiano informazioni utilizzando questa zona intermedia [Stouffer].
- Livello 4: costituisce il vertice della piramide, governato dai sistemi ERP. A questo livello si gestiscono le logiche macroscopiche di business: amministrazione finanziaria e pianificazione strategica degli acquisti. Nel contesto del settore alimentare, l'ERP assume un ruolo critico nella gestione della supply chain (tradotto come catena di approvvigionamento): pianifica gli approvvigionamenti tenendo conto della stretta deperibilità e della stagionalità delle materie prime agricole, e ottimizza la previsione della domanda per minimizzare gli sprechi del prodotto finito. Inoltre, mentre il livello 3 garantisce la rintracciabilità interna alla fabbrica, l'ERP gestisce la tracciabilità end to end del prodotto, ovvero dalla

materia prima iniziale fino al consumatore finale, risultando lo strumento normativo fondamentale per gestire ritiri o richiami sanitari su scala globale. La visibilità decisionale si basa su orizzonti strategici di giorni, settimane o mesi. [Zuehlke].

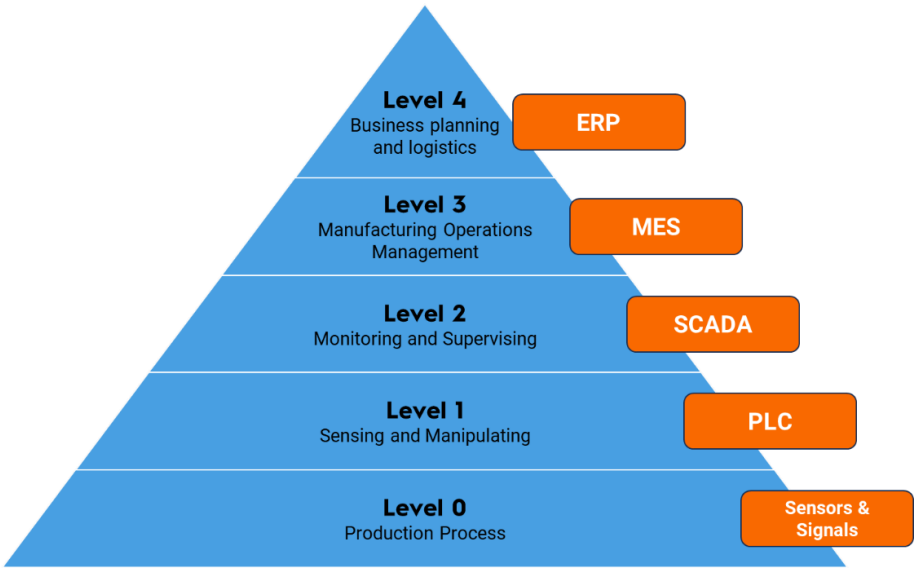


Figura 1. 2, Automation Pyramid, ISA-95. Fonte kanoa.ai

Secondo questa struttura, i dati dovevano migrare da un livello all'altro in maniera prettamente sequenziale: lo standard ISA-95 infatti, prevede già l'integrazione tra i vari livelli, ma impone una struttura rigidamente gerarchica e piramidale. Di conseguenza, i sistemi SCADA permettevano l'acquisizione di dati in tempo reale, ma queste informazioni venivano filtrate e ritardate nel passaggio verso l'alto, relegando i dati più dettagliati al solo reparto produttivo in cui stavano operando [Zezulka]. Questo approccio generava quindi una limitata integrazione in tempo reale tra i sistemi e i sistemi IT. Pur non essendoci un'assenza totale di comunicazione, si venivano a creare delle zone "isolate", come evidenziato nella figura 1.3, generando così un problema dal punto di vista gestionale: i dati arrivavano ai vertici aziendali isolati e frammentati, impedendo la possibilità di prendere decisioni strategiche in maniera tempestiva, o implementare logiche di monitoraggio proattivo [Mourtzis].

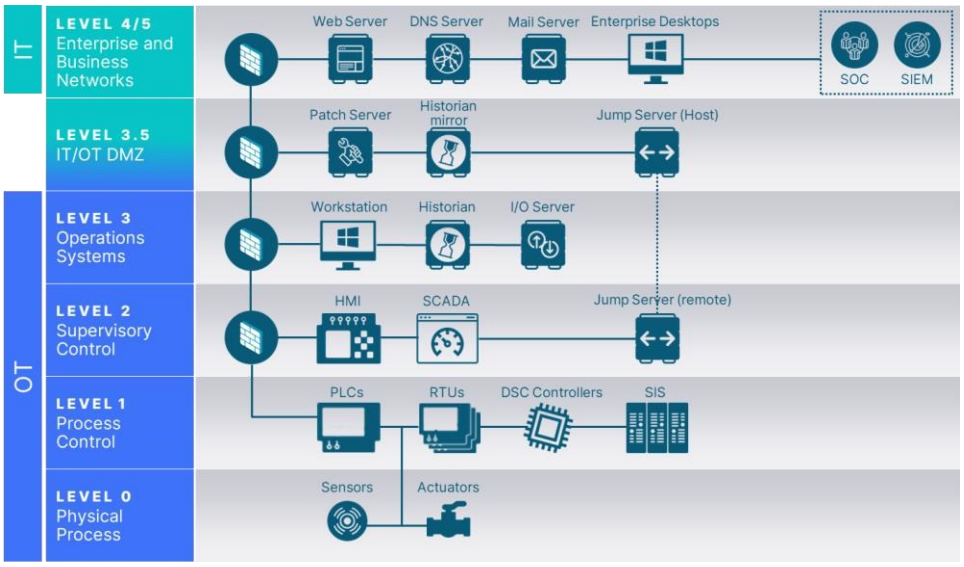


Figura 1. 3, separazione IT-OT. Fonte securityboulevard.com

Le problematiche derivanti dall'infrastruttura di monitoraggio, si riflettevano anche sulla gestione di ciclo di vita degli asset fisici. A causa della mancanza di un flusso continuo di dati riguardanti lo stato dei vari macchinari, la manutenzione avveniva tramite due strategie dicotomiche.

Il primo approccio, era di tipo reattivo o correttivo, conosciuto anche come *Reactive Maintenance* o *Corrective Maintenance* e prevedeva l'intervento esclusivamente a guasto avvenuto, e ciò esponeva la produzione ad importanti tempi di fermo delle macchine non pianificati, che prende il nome di *Unplanned Downtime.* [Zonta, Da Costa] [Swanson]

La seconda logica, attuata per cercare di ridurre al minimo questi fermi improvvisi, prevede l'utilizzo di un approccio preventivo, comunemente conosciuto anche come *Preventive Maintenance*, che è caratterizzato da ispezioni ed interventi sostitutivi programmati ad intervalli fissi di tempo, indipendentemente dalle condizioni reali della macchina. Grazie a questo metodo, gli *Unplanned Downtime* venivano notevolmente ridotti rispetto all'approccio precedentemente descritto, ma al contempo esso comportava frequentemente la sostituzione di componenti ancora funzionanti, generando così costi ulteriori causati dal ricambio e dalla manutenzione, evidenziando così una grande falla all'interno dei sistemi di monitoraggio, che non erano in grado di agire in maniera dinamica. [Zonta, Da Costa]. L'assenza di dati dinamici riguardo le

condizioni istantanee delle macchine, obbligava che il calcolo di questi periodi di tempo fossero estremamente conservativi, per ridurre al minimo l'incombere di imprevisti. In questo modo veniva sprecata parte della vita utile residua di un macchinario, indicata come *remaining useful life,* costringendo inoltre l'azienda, a prolungati fermi macchina programmati, a causa di interventi di manutenzione e/o sostituzione non necessari, che nonostante la loro previsione, provocavano un rallentamento notevole dei processi produttivi, abbassando l'efficienza dell'impianto [Jardine, Lin, Banjevic][Shin, Jun]

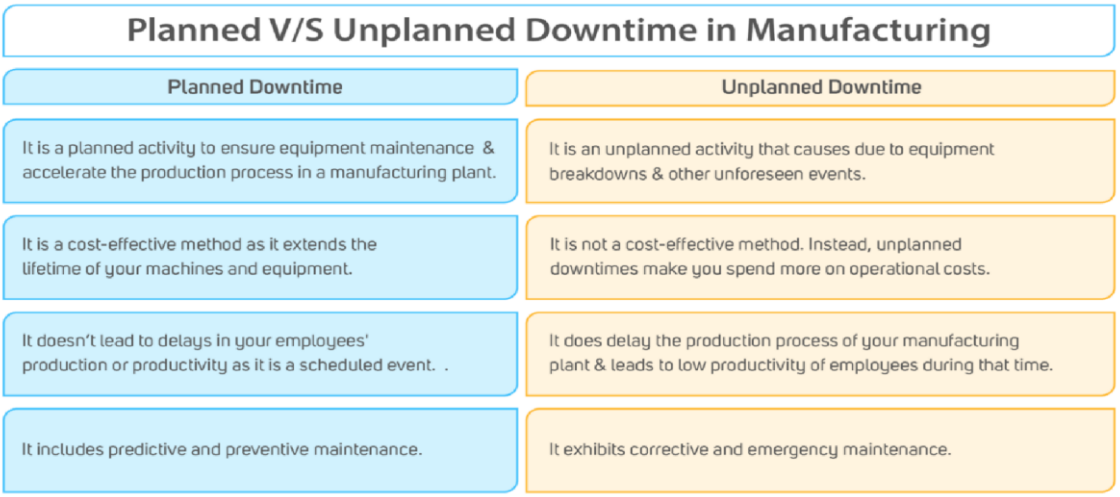


Figura 1.4, differenze tra Planned Downtime e Unplanned Downtime. Fonte pluto-men.com

1.2 La rivoluzione dell'industria 4.0

Alla luce dei problemi presentati nel paragrafo precedente, l'industria ha fatto notevoli passi avanti grazie all'introduzione dell'*industria 4.0.* Con questo termine, utilizzato per la prima volta nel 2011 durante l'*Hannover Messe*, si intende l'implementazione di tecnologie innovative volte al migliorare l'automatizzazione e la digitalizzazione all'interno dei sistemi industriali [Zhong]. In particolare può anche essere considerata come una "Quarta rivoluzione industriale" che a differenza delle tre precedenti, non è caratterizzata da una nuova fonte di energia, ma dalla completa interazione tra sistemi digitali e fisici, venendo considerato come un netto cambio di paradigma [Culot, Nassimbeni].

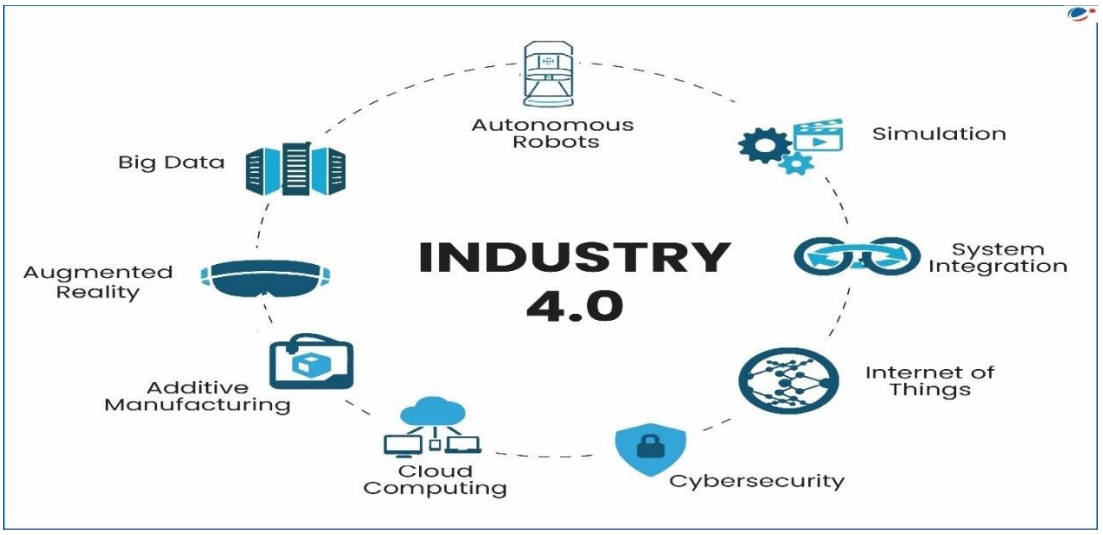


Figura 1. 5, applicazioni dell'Industria 4.0. Fonte researchgate.net

Con l'avvento dell'Industria 4.0 si può iniziare a parlare anche di Smart Manufacturing, inteso come modello produttivo che si basa sull'integrazione di tecnologie digitali come IoT e intelligenza artificiale, che si fonda su precisi principi di progettazione come l'*interoperability,* intesa come la capacità dei sistemi di collegarsi ed interagire tra di loro, la *decentralization,* ovvero la capacità dei macchinari di prendere decisioni autonomamente, e la *real-time capability,* capacità di acquisire ed analizzare dati in tempo reale. Con questa ripartizione il monitoraggio non è più limitato ad un sistema centrale che analizza dati retroattivamente, ma viene spartito lungo tutti i sistemi del processo produttivo [Hermann, Pentek].

Il nucleo di questa decentralizzazione è rappresentato dai Sistemi Ciberfisici, comunemente conosciuti come *CPS* (figura 1.5), che permettono la completa interazione tra OT e IT, integrando quindi i sistemi fisici di produzione con i processi di calcolo informatico. In particolare i macchinari cessano così di essere elementi "passivi", poiché vengono dotati di asset industriali come sensori avanzati, acquisendo così la capacità di autodiagnosi, e di monitorare quindi il proprio stato di degrado condividendo le informazioni ottenute con il resto dell'impianto [Monostori].

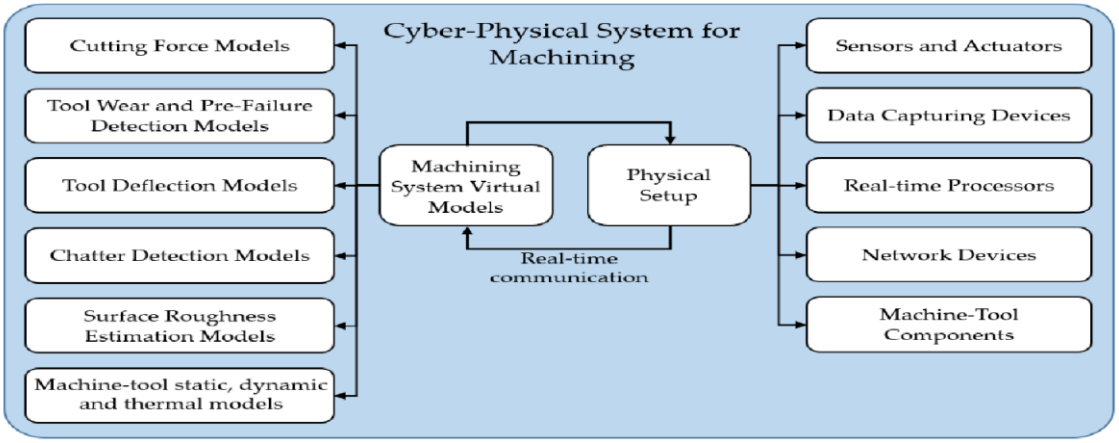


Figura 1.6, la struttura dei CPS. Fonte mdpi.com

La massima espressione del monitoraggio in ottica Industria 4.0, si ottiene con la sincronizzazione dei CPS con il proprio gemello digitale, comunemente chiamato *Digital Twin* in letteratura. Con digital twin si definisce la replica virtuale di un particolare macchinario, processo o sistema, che differisce però da un classico modello CAD statico in quanto è caratterizzato da un flusso di dati continuo e bidirezionale tra oggetto fisico operante e la sua copia digitale. Dal punto di vista gestionale l'introduzione di questi gemelli virtuali è stata rivoluzionaria in quanto permette agli addetti ai lavori di visualizzare dinamicamente lo stato di un impianto e simulare scenari operativi garantendo un controllo perpetuo senza ricorrere ad interruzioni periodiche [Kritzinger].

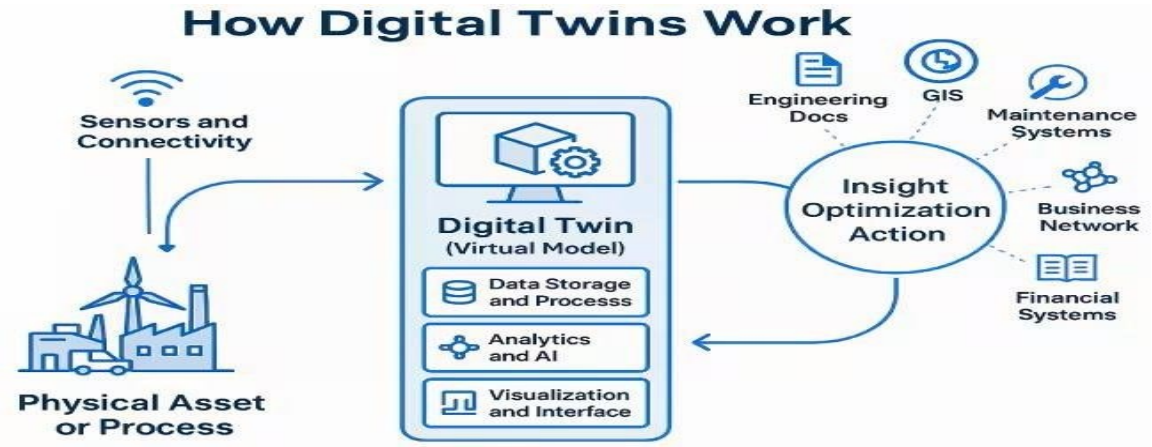


Figura 1.7, funzionamento dei Digital Twin. Fonte medium.com

1.3 Le tecnologie abilitanti: l’acquisizione dei dati e la manutenzione

La possibilità di passare da un controllo localizzato ad uno decentralizzato, è resa fisicamente possibile dall’implementazione dell’architettura dell’Industrial Internet oh Things, che collega macchine, *smart sensors* e altri dispositivi su scala industriale per scambiare e ricevere dati in tempo reale. In figura 1.7 viene rappresentata l’architettura tipo di un sistema IIot. In questo ecosistema, i macchinari vengono dotati di strumenti rilevatori, in modo tale da avere un controllo continuo di parametri fisici ed operativi, abilitando così una raccolta massiva di dati che prendono il nome di Big Data industriali.

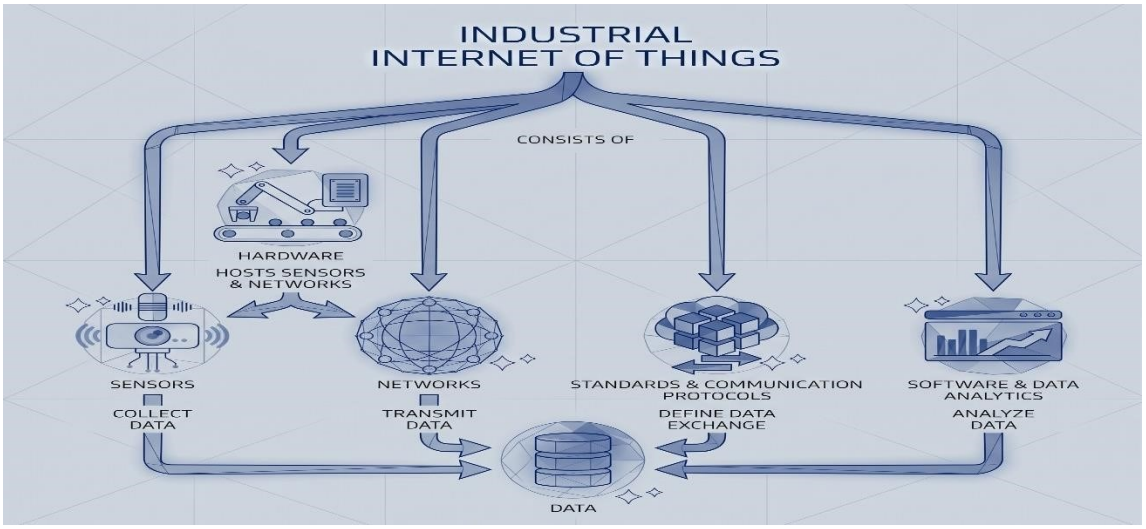


Figura 1.8, architettura IIot. Immagine originale

Da un punto di vista operativo, la sfida principale odierna non è più l’acquisizione dei dati, quanto l’analisi di essi. Con i metodi classici, l’analisi manuale di questa immensa mole di informazioni risulta impossibile a causa della complessità e della velocità dei Big Data. Per estrarre valore da questi dati, le aziende ricorrono all’Intelligenza Artificiale (IA), la quale si occupa di creare macchine intelligenti in grado di emulare il comportamento umano. In un contesto produttivo, ciò significa passare dalla semplice registrazione di un dato alla capacità di prendere decisioni autonome in tempo reale. In ambito ingegneristico e industriale, la criticità primaria non risiede nell'applicazione degli algoritmi, bensì nell'enorme mole di dati grezzi generata dai sensori. Di conseguenza, l'approccio metodologico corretto richiede che questi volumi informativi vengano all’inizio elaborati, filtrati e poi sintetizzati. In questa prospettiva, il data science rappresenta la disciplina strutturale che governa l'intero ciclo di vita dell'informazione occupandosi di gestire questa mole di dati incrociando, ad esempio, i log di produzione

con i report sulla qualità, al fine di strutturarli in dataset puliti e coerenti. Solo successivamente, una volta che il dato è stato sintetizzato, si utilizzano le tecniche di Intelligenza Artificiale per poterne estrarre il massimo valore. All'interno di questo macrocontenitore si colloca il machine learning (ML), ovvero la branca dell'intelligenza artificiale che costruisce modelli previsionali basandosi sui dati storici precedentemente preparati. Invece di richiedere una programmazione esplicita per ogni eventualità, il ML cerca autonomamente pattern ricorrenti e correlazioni non lineari ed in particolare applicato al monitoraggio, costruisce un modello matematico del comportamento "normale" della macchina, allenandosi per riconoscere un processo corretto e segnalando in autonomia le derive all'operatore per abilitare la manutenzione predittiva. Scendendo ulteriormente nel dettaglio, per elaborare e risolvere le problematiche più complesse si utilizza il deep learning, un sottoinsieme del machine learning basato su reti neurali a più strati. Questa architettura si rivela essenziale proprio per gestire quei volumi massicci di dati che si presentano in forma non strutturata (ovvero privi di formato e schemi predefiniti, come segnali acustici o flussi video ad alta velocità) permettendo, ad esempio, di implementare sistemi di ispezione visiva avanzata per identificare criticità con precisione estrema. Il rapporto tra intelligenza artificiale, data science, machine learning e deep learning, è mostrato attraverso il diagramma di Venn nella figura 1.9 [Wuest][Tao].

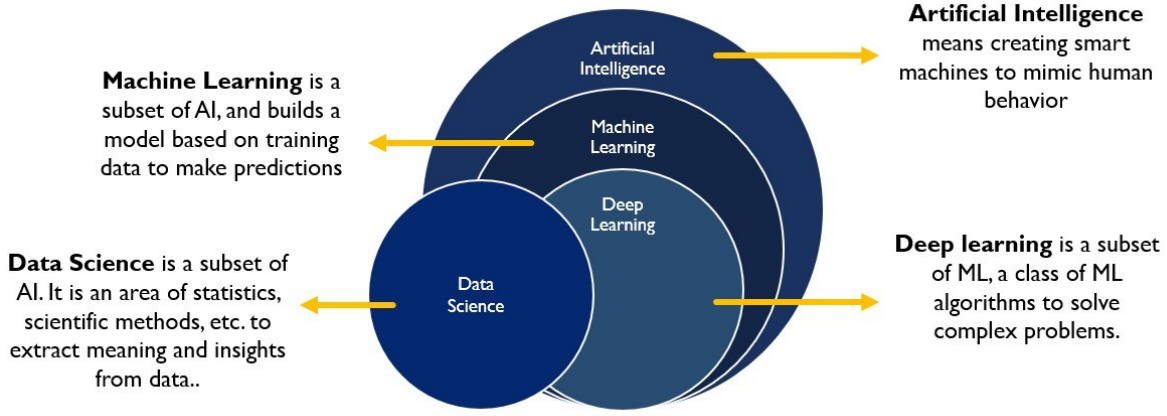


Figura 1.9. Fonte Medium.com

Con lo sviluppo di queste tecnologie digitali, inizia a nascere una nuova tecnica di monitoraggio conosciuta come *Predictive Maintenance (PdM, monitoraggio predittivo),* la cui architettura è rappresentato nella figura 1.9, che si differenzia notevolmente dal modello preventivo presentato in precedenza (cap. 1.1). In particolare il processo di PdM

è suddiviso in vari passaggi, cominciando con l 'acquisizione di dati dal macchinario tramite sensori; i segnali raccolti vengono incanalati in un nodo di comunicazione centrale che si chiama Gateway, che a sua volta le trasmette nel cloud; da questi dati vengono estratti i dati rilevanti, isolando i dati utili dal rumore di fondo; i modelli di ML individuano in autonomia eventuali pattern di degrado invisibili all'operatore; quando il sistema predittivo rileva delle anomalie aziona tempestivamente degli allarmi, permettendo di pianificare l'intervento di manutenzione prima che si verifichi il fermo macchina. Il PdM infatti, utilizza modelli di machine learning per processare in tempo reale i dati dei sensori ed individuare tempestivamente eventuali guasti e discostamenti. Il suo obiettivo è quello di calcolare con precisione il periodo di vita utile di un macchinario (*RUL*), o di un componente prima che si verifichi il fermo di produzione. Questa tecnica di monitoraggio conferisce un vantaggio da un punto di visa gestionale poiché riduce notevolmente i tempi di fermo macchina imprevisti (unplanned downtime) massimizzando il ciclo di vita dei sistemi produttivi [Carvalho]. Un esempio dei metodi di intelligenza artificiale applicati nel settore alimentare riguarda il monitoraggio dei processi di trattamento termico, come la pastorizzazione o la sterilizzazione UHT (processo di sterilizzazione che prevede un trattamento termico ad alte temperature per un periodo di tempo ristretto, pari a pochi secondi). All'interno degli scambiatori di calore si verifica un fisiologico accumulo di residui organici, che genera resistenza termica. I modelli di machine learning, incrociando in tempo reale le variazioni di pressione e i gradienti di temperatura raccolti dai sensori, riescono a determinare i pattern di degrado dell'impianto. In questo modo calcolano la Remaining useful life dello scambiatore, prevedendo il momento esatto in cui l'incrostazione comprometterà la sicurezza del prodotto, e permettono di schedulare i cicli di lavaggio automatico in logica predittiva, ottimizzando anche il consumo di acqua e reagenti chimici.

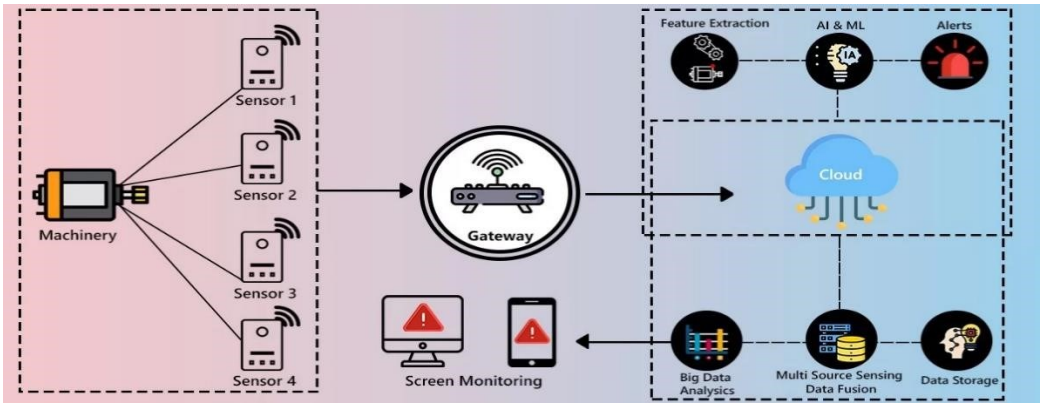


Figura 1.10, principio di funzionamento PdM. Fonte psiborg.com

1.4 Monitoraggio nel settore alimentare

Tutte queste innovazioni precedentemente spiegate, trovano grande applicazione non solo nell'industria manifatturiera, ma anche in altri settori come quello alimentare. In particolare, l'applicazione di modelli reattivi/preventivi/predittivi trova nel settore alimentare una separazione netta e decisa., con l'approccio predittivo decisamente preferito rispetto agli altri. Questa netta decisione è data dal fatto che l'industria alimentare non opera su prodotti discreti singoli, ma opera su flussi continui di lavorazione, rendendo i modelli predittivi e preventivi estremamente limitati e poco funzionali:

- Approccio reattivo: se nell'industria manifatturiera a basso costo questo approccio può essere tollerato, nell'industria alimentare rischia di generare una serie di effetti collaterali a catena che comprometterebbero l'intero processo. Nel settore alimentare, infatti, i flussi di materiale in lavorazione sono sottoposti a continue variazioni chimico-fisiche e biologiche. Se un componente meccanico dovesse subire una rottura improvvisa, l'avanzamento logistico verrebbe momentaneamente bloccato, ma le trasformazioni termodinamiche e metaboliche dell'alimento continuerebbero per inerzia, rendendo inutilizzabile l'intero lotto. La letteratura scientifica evidenzia questa criticità soprattutto nella lavorazione di prodotti freschi ad alta deperibilità come frutta, carne e

  pesce. Ad esempio, nel caso della frutta fresca, un blocco prolungato sui nastri trasportatori innesca rapidi processi fisici di rilascio di liquidi e processi chimici di imbrunimento enzimatico a contatto con l'ossigeno [Rico]. Ancor più grave è il caso della lavorazione di carne e pesce dove un fermo macchina che causa l'interruzione della catena del freddo o il ristagno nei miscelatori provoca, nel giro di pochi minuti, una proliferazione batterica esponenziale e la denaturazione delle proteine [Aung]. In questi scenari, oltre all'inefficienza logistica, l'approccio reattivo porta inevitabilmente allo scarto totale del lotto per violazione dei parametri di sicurezza igienico-sanitaria. A questo si aggiunge il rischio di

contaminazione fisica diretta come la caduta di frammenti metallici nell'alimento in caso di cedimento strutturale del macchinario, che impone a sua volta il blocco e il ritiro della produzione [Braglia][Tsarohuas];

- Approccio preventivo: questo approccio, invece, si basa come detto precedentemente su basi prettamente statistiche, programmando interventi di manutenzione in periodi di tempo costanti, o in base ai cicli di produzione, sostituendo così il pezzo prima che avvenga la rottura. Questo metodo trova però un grande limite nel settore alimentare, in quanto qui non è costante l'usura dei macchinari a causa dell'eterogeneità dei materiali lavorati. A causa infatti di fattori variabili come acidità o densità, le macchine sono sottoposte a sforzi differenti, rendendo così l'usura più imprevedibile. L'usura diventa infatti un valore stocastico e non più deterministico, potendo così registrare un guasto prima del periodo di tempo predeterminato, oppure sostituendo un pezzo ben prima del guasto generando così il fenomeno dell'over-maintenance (tradotto "sovramanutenzione"), ottenendo così un grande aumento dei costì di manutenzione e una notevole riduzione del tempo di vita di un utensile. Inoltre questo approccio presenta problematiche anche dal punto di vista igienico-sanitario (come l'EHEDG, European Hygienic Engineering and Design Group, oppure il MOCA, Materiali e Oggetti a Contatto con gli Alimenti) [Mittal], poiché al termine di ogni intervento di manutenzione, anche breve, non si può far ripartire il processo di lavorazione prima di un intervento di un lavaggio chimico e sterilizzazione del macchinario, che prende il nome di CIP/SIP, traducendosi così in un lungo periodo di tempo di mancata produzione, nonché un grande dispendio dal punto di vista energetico [Alaswad][Rastpour].

Alla luce dei problemi elencati, gli approcci reattivi e predittivi sono estremamente limitati in nei settori a lavorazione continua, in particolare nel settore alimentare. Proprio per questo, l'approccio preferito è sicuramente quello preventivo che rimane l'unico metodo realmente funzionale. Conoscendo in precedenza la RUL, si permette ai vari sistemi come il digital twin di riprogrammare dinamicamente la produzione, cercando così di inserire le azioni manutentive all'interno dei "tempi morti" del macchinario,

azzerando gli unplanned downtime, e massimizzando il periodo di vita di un macchinario [Carvalho].

CAPITOLO 2: DIGITAL TWIN, SINCRONIZZAZIONE DEI DATI E SUPPORTO DECISIONALE

2.1 Il concetto di Digital Twin e l'evoluzione digitale dell'industria

Il termine Digital Twin è stato utilizzato per la prima volta in ambito aerospaziale, dove vede la sua massima espressione. Coniato dalla NASA nei primi anni 2000, ma formalmente codificato nel 2012, per risolvere una particolare criticità ingegneristica, ovvero l' impossibilità di tracciare ed ispezionare i veicoli spaziali ed aerospaziali durante missioni svolte a condizioni estreme. In un settore in cui il limite di tolleranza al guasto è prossimo allo zero, il Digital Twin è nato con lo scopo di garantire sicurezza ed integrità strutturale dei veicoli in volo, nello specifico permette di calcolare lo stato di degradazione dei materiali leggeri e prevedere la probabilità di guasto, rivoluzionando le strategie di manutenzione e gestione delle flotte, permettendo di certificare l'affidabilità di ogni velivolo per l'intero ciclo di vita senza effettuare collaudi fisici proibitivi [Glaessgen][Jones]. Il Digital Twin è definito come la rappresentazione virtuale, dinamica e ad altissima fedeltà di un'entità fisica, come un asset, un processo o un sistema, caratterizzata da uno scambio di dati automatico e bidirezionale in tempo reale tra lo spazio fisico e lo spazio virtuale. In particolare, è strettamente collegato al monitoraggio, poiché non si limita a fornire una rappresentazione grafica del sistema analizzato, ma trasforma l'intero sistema di monitoraggio da uno strumento di osservazione passiva, ad uno strumento di simulazione attiva, garantendo così una panoramica in tempo reale del sistema monitorato. Per comprendere l'effettiva portata innovativa di questa invenzione, bisogna creare una classificazione del livello di integrazione tra oggetto fisico e oggetto digitale. Un primo prototipo che ha dato il via per l'ultimazione del *Digital Twin*, prende il nome di *Digital Model* che è una replica tridimensionale del sistema da controllare, utilizzata per visualizzare testare ed analizzare un'ipotetica azione prima di realizzarla fisicamente, in cui lo scambio di informazioni non avviene in maniera automatica e in tempo reale, ma in maniera manuale. Questo non permette infatti l'aggiornamento automatico del modello al variare dello stato dell'oggetto reale, ma richiede un intervento manuale. Una prima evoluzione di questo progetto, prende invece il nome di *Digital Shadow*, che rappresenta il modello intermedio tra digital model e digital twin, cheè la rappresentazione virtuale di un asset fisico, caratterizzato però da un flusso di

dati automatizzato e unidirezionale che va dall'asset reale al prototipo digitale. Infatti, se lo stato dell'oggetto fisico subisce una variazione, questa viene segnalata sul modello digitale, che però non può rispondere con comandi di ritorno per modificare il sistema. Per questo, il digital twin è particolarmente rivoluzionario, poiché ridefinisce ulteriormente il rapporto fisico-digitale come mostrato in figura 2.1, permettendo un flusso di dati bidirezionale (*bidirectional data flow*) e completamente automatizzato, in modo che non solo il modello virtuale recepisce i cambiamenti del sistema fisico, ma può anche inviare parametri e comandi alterando autonomamente lo stato del *physical entity* [Kritzinger][Tao, Zhang].

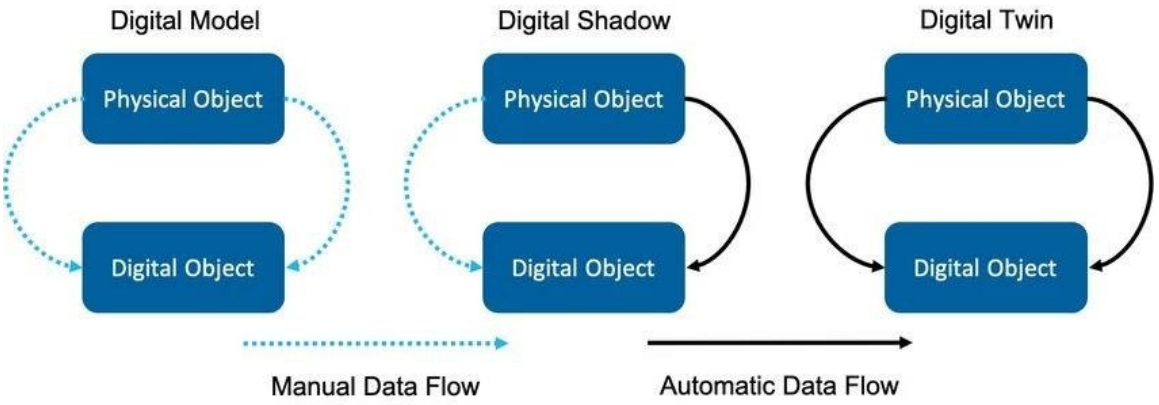


Figura 2.1, flussi di informazioni nei digital model, digital shadow e digital twin. Fonte researchgate

Il *Digital Twin* è strutturato attraverso un'architettura tridimensionale, che prevede la presenza di tre dimensioni interdipendenti: uno spazio fisico (*physical space*) in cui risiede l'asset reale, uno spazio virtuale *(virtual space*) che ospita la replica digitale, e i canali di comunicazione e sincronizzazione in tempo reale (*real-time synchronization*) che uniscono indissolubilmente in due ambienti principali. In particolare la comunicazione tra gli spazi è strutturata su vari protocolli a seconda di parametri come il volume di dati. A differenza dei modelli primitivi di simulazione, come CAD o FEM, il *Digital Twin* non è un modello passivo ma è una rappresentazione dinamica che "invecchia" con l'asset reale creando così un flusso computazionale continuo che permette di studiarne il comportamento durante tutto il suo ciclo di vita [Qi][Sisinni][Cheng].

2.2 Rapporto tra Digital Twin e monitoraggio

Il rapporto tra Digital Twin e monitoraggio è di natura prettamente simbiotica, poiché queste due entità risultano efficienti solamente se utilizzate assieme. In particolare questo rapporto si articolano su due flussi informativi opposti. Nella pratica industriale, i modelli matematici tendono naturalmente a discostarsi dalla realtà a causa del normale degrado fisico dei macchinari (come l'usura di una guarnizione o uno sbalzo di tensione). Se il Digital Twin si basasse solo sulle equazioni ideali definite in fase di progetto, le sue simulazioni diventerebbero presto inattendibili. Per evitare questo problema, interviene il sistema di monitoraggio continuo che fornisce al modello la cosiddetta Ground Truth (tradotto come “verità di campo”), che rappresenta il dato reale e fisicamente verificato: trasmettendo i dati reali dell'impianto quasi istantaneamente, costringe il gemello virtuale ad aggiornarsi continuamente. È proprio questa costante sincronizzazione (state-synchronization) a mantenere il Digital Twin utile e predittivo, impedendogli di ridursi a un semplice disegno CAD tridimensionale statico [Jones]; D'altro canto, una rete di sensori IIoT che trasmette milioni di misurazioni al secondo rischia di generare la cosiddetta sindrome DRIP (che verrà approfondita successivamente). I sistemi di monitoraggio industriali tradizionali sono certamente in grado di identificare le anomalie fisiche basandosi su rigide soglie d'allarme preimpostate (ad esempio, segnalando il superamento di una temperatura massima tollerata); tuttavia, la semplice rilevazione di un dato grezzo rischia di perdere efficacia analitica se decontestualizzata dalle complesse dinamiche di linea. È qui che il Digital Twin interviene per arricchire e contestualizzare il monitoraggio calcolando e fornendo costantemente il valore teorico ideale in base alle reali condizioni operative correnti, fungendo da termine di paragone dinamico [Qi]. In questo modo, il modello virtuale eleva il monitoraggio di base permettendo di valutare se una combinazione di parametri, apparentemente "nella norma" se presi singolarmente, celi in realtà una complessa anomalia di sistema o un calo di efficienza strutturale, superando i limiti fisiologici delle classiche logiche di allarme a soglia statica [Lee][Uhlemann].

Questa connessione è permessa da reti di sensori che estraggono continuamente dati operativi (sensor data) in tempo reale. La raccolta dei sensor data però non è sufficiente per garantire un’ottimizzazione dei processi, infatti questi dati grezzi vengono trasmessi a sistemi di elaborazione avanzata che filtrano ed elaborano questi parametri tramite

algoritmi di intelligenza artificiale, come il Super Vector Machine (SVM), che viene utilizzato in ambito industriale per la classificazione dei problemi, oppure tramite reti neutrali artificiali o architetture LSTM (*Long ShortTerm Memory*) che servono ad elaborare grandi sequenze di dati, fungendo anche da filtro per le informazioni, decidendo quali tenere e quali escludere, secondo una sequenza a catena mostrata nella figura 2.2. Proprio questa complessità di processo di calcolo, rende il Digital Twin un elemento cardine nel *decision-making support,* in modo tale che si possano studiare le eventuali modifiche e le conseguenze sul sistema, prima che esse vengano applicate fisicamente.

[Rasheed][Qi].

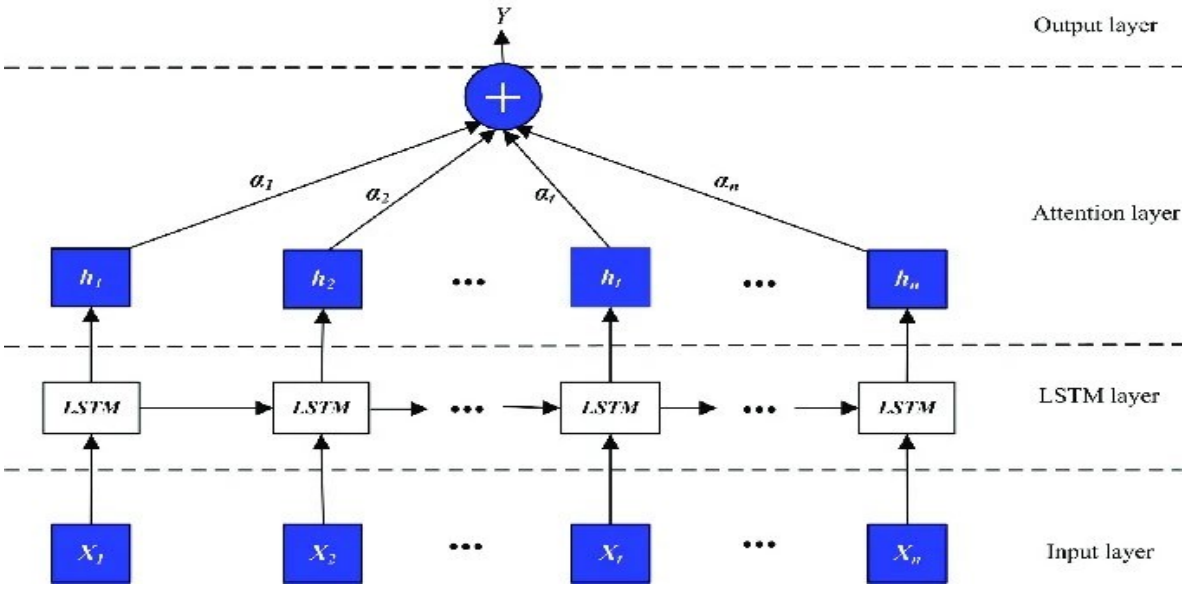


Figura 2.2, architettura di una rete Long Short-Term Memory. Fonte researchgate.com

2.3 Applicazioni dei Digital Twin nei vari settori industriali

Il paradigma del Digital Twin è trasversale all'interno dell'industria 4.0, con applicazioni ed importanza strategica che variano sensibilmente a seconda del settore analizzato. Come detto già in cap.2.1, il digital twin nasce per rispondere a delle specifiche esigenze di sicurezza in ambito aerospaziale, ma trova fortuna anche in altri settori come in quello manifatturiero.

Se in ambito aerospaziale il Digital Twin risponde a requisiti di sicurezza, la sua applicazione in ambito manifatturiero segue obiettivi legati esclusivamente all'efficienza economica e gestionale, concentrando il focus ingegneristico soprattutto

sull'ottimizzazione globale dei sistemi, rispetto alla resistenza del singolo componente. Le repliche virtuali vengono quindi utilizzate per simulare il bilanciamento di nuove linee di montaggio, definire il layout produttivo e riadattare il *production planning* in tempo reale reagendo istantaneamente a variazioni di domanda o a ritardi accumulati lungo la *supply chain.* Il Digital Twin inoltre si dimostra un elemento cruciale dal punto di vista finanziario anche prima che la macchina venga accesa, poiché offre la possibilità di testare virtualmente il collaudo del prodotto e del suo ciclo di assemblaggio senza aver bisogno di prototipi fisici riducendo così i costi di sviluppo e riducendo il time-to market, ovvero il tempo di lancio del prodotto sul mercato [Negri][Schleich].

Ne consegue quindi, che il Digital Twin trova la sua massima espressione in settori ingegneristici in cui la tolleranza all'errore è nulla poiché provocherebbe perdite dal punto economico e di sicurezza irreversibili, come nell'ambito aerospaziale o energetico, nonostante si stia imponendo nel settore manifatturiero come strumento fondamentale per garantire l'efficienza economica. Da un punto di vista statistico, a seguito di alcuni studi, come quello condotto da Capgemini nel 2021, l'impatto generato dall'integrazione della tecnologia Digital Twin sulle performance aziendali è ampiamente documentato dalla letteratura di settore. Secondo lo studio globale condotto dal Capgemini Research Institute nel 2021, basato su un campione di 1.000 organizzazioni industriali e infrastrutturali, le aziende che hanno implementato con successo tali architetture registrano benefici sistemici e misurabili. Nello specifico, come mostrato in figura 2.3, l'osservatorio evidenzia come l'adozione del gemello digitale generi in media, un incremento del 15% nelle principali metriche di efficienza operativa come l'utilizzo e la resa degli asset fisici e una contestuale riduzione del 13% dei costi operativi complessivi. Questi risultati confermano empiricamente come il passaggio da una modellazione teorica statica a una virtualizzazione sincronizzata in tempo reale si traduca in un vantaggio strategico e gestionale diretto.

Un altro studio, condotto invece da McKinsey, mette in risalto lo sviluppo del prodotto e dei costi post-vendita dovuti all'implementazione del digital twin. In particolare, queste analisi evidenziano come l'impatto del Digital Twin si estenda ben oltre il solo perimetro manifatturiero, rivoluzionando anche la fase di sviluppo prodotto e la gestione del ciclo di vita post-vendita. Secondo i dati riportati dallo studio, l'implementazione dei gemelli digitali permette alle organizzazioni di abbattere il time to market fino al 50%,

sostituendo i lunghi e onerosi cicli di prototipazione fisica con simulazioni virtuali accelerate e predittive. Parallelamente, la capacità di ottimizzare il prodotto sfruttando un flusso continuo di dati reali si traduce in un potenziale incremento dei ricavi fino al 10% e in una drastica riduzione, stimata fino al 20%, dei costi legati alle garanzie e agli interventi di manutenzione successivi alla vendita.

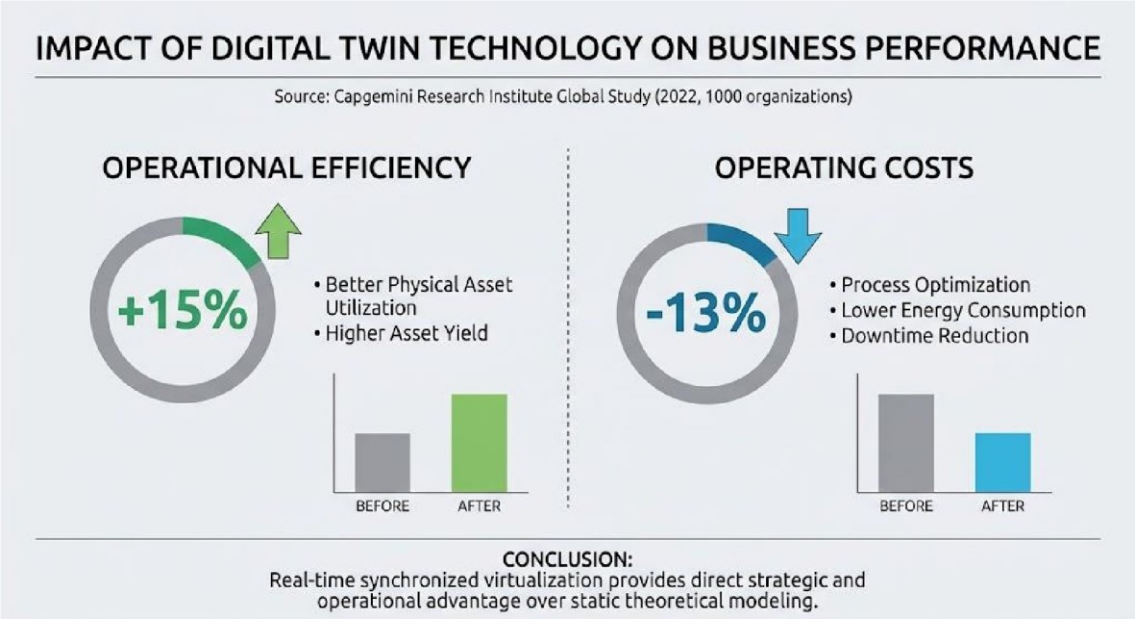


Figura 2.3. Immagine originale

2.4 Il digital twin nel settore alimentare

Il digital twin ha trovato la sua prima espressione in ambito manifatturiero, dove si occupa di replicare l'usura, la geometra e la cinematica del componente in questione. Nel settore alimentare invece, il Digital Twin deve essere un modello bio-fisico capace di riprodurre le interazioni termodinamiche all'interno del processo. In particolare il digital twin in ambito alimentare risponde a tre esigenze specifiche:

- Digital Twin come sensore virtuale: a causa delle norme igieniche nominate nel cap.1.4, è impossibile l'inserimento di sensori all'interno dei fluidi di lavori, per evitare la contaminazione. Il digital twin risolve questo problema assorbendo i dati dai sensori esterni (come ad esempio la temperatura di un forno), e tramite complessi modelli di Machine Learning, è possibile

  risalire allo stato interno del prodotto con la stessa precisione di un sensore fisico. In particolare tramite questo metodo è possibile ottenere informazioni

riguardo valori riguardanti il prodotto come l'umidità o la carica batterica residua.

- Determinare la qualità in maniera predittiva: in ambito alimentare la qualità del prodotto non può essere verificata a fine linea distruggendo il prodotto, perché la perdita economica dell'intero lotto sarebbe insostenibile. Quindi il digital twin, processando in tempo reale i dati provenienti dall'IIoT (cap.1.3), è in grado di stabilire durante il processo di lavorazione, se quel lotto rispetta o meno le tolleranze imposte inviando, in caso di discostamenti o problematiche, dei feedback correttivi che permettono di agire prima che l'intero lotto lavorato diventi uno scarto;
- Ottimizzare la programmazione degli interventi igienici: oltre al monitoraggio di processo, il Digital Twin funge da motore decisionale per la pianificazione operativa. In particolare il digital twin simula fedelmente l'accumulo di residui organici all'interno dei macchinari di lavorazione in base all'effettivo volume di prodotto transitato, permettendo così al sistema MES di abbandonare i lavaggi CIP programmati a intervalli fissi, spesso prematuri e dispendiosi. Il digital twin innesca la richiesta di lavaggio chimico solo quando il modello matematico attesta che la soglia critica di contaminazione è stata realmente raggiunta, massimizzando la saturazione dell'impianto e minimizzando gli sprechi di reagenti e acqua [Verboven][Koulouris].

CAPITOLO 3: APPLICAZIONI DELLE TECNICHE DI MONITORAGGIO

3.1 Monitoraggio diretto e monitoraggio indiretto

L'implementazione delle tecnologie IoT e del Digital Twin analizzate nel cap.2, rende necessaria la suddivisione dei metodi di monitoraggio, che in letteratura avviene secondo la modalità di acquisizione del dato. In particolare queste tecniche vengono suddivise in due macro livelli che sono conosciuti come monitoraggio diretto (*direct monitoring*) e monitoraggio indiretto (*indirect monitoring).* Il monitoraggio diretto, prevede un approccio basato sulla rilevazione fisica del dato reale tramite strumenti analogici posizionati sul sistema da controllare, ottenendo come output informazioni come temperatura o pressione. Questa metodologia permette misurazioni estremamente precise, in modo tale che il sistema ottenga una misurazione diretta reale ed oggettiva, senza dover ricorrere a complessi modelli matematici. Tuttavia, la letteratura disponibile evidenzia limiti notevoli nell'applicazione di questo metodo nell'industria 4.0, in quanto molti dei sistemi di rilevazione, richiedendo che il processo produttivo venga interrotto per garantire le operazioni di manutenzione. In ambito alimentare questo tipo di metodo si sviluppa tramite sensori che rendono possibile la rilevazione di proprietà chimico-fisiche e termodinamiche dell'alimento, come termoresistenze sanitarie nei pastorizzatori, oppure rifrattometri e conduttimetri per il controllo di zuccheri e salinità. Questo metodo garantisce una notevole accuratezza metrologica, essenziale per il rispetto di normative e tolleranze come quella HACCP e ISO 22000. L'approccio diretto in ambito alimentare, impone però vincoli rilevanti, in quanto l'applicazione di sensori in aree lavorative, prevede che essi entrino a contatto diretto con gli alimenti lavorati. Questo inserimento deve rispettare criteri posti dalle linee guida EHEDG e alle normative MOCA, che prevede che i sensori a contatto con gli alimenti non debbano in alcun modo alterare la composizione degli alimenti. Inoltre questi sensori sono soggetti ad usura prematura dovuta ai continui cicli di sanificazione dell'ambiente di lavoro come il CIP o il SIP, che prevedono trattamenti con soda caustica e vapore fino a 130 gradi, rendendo così necessari numerosi interventi di manutenzione [Lyndgaard]. A causa dell'invasività del metodo diretto, molte aziende optano massivamente per l'utilizzo di tecniche indirette, che prevede l'utilizzo di strumenti di misurazioni, che operano lontano dall'area di lavoro risultando non invasivi e senza contaminare l'ambiente circostante. Questi sensori non misurano fisicamente i parametri del sistema, ma catturano l'energia

dissipata dal processo sotto forma di variabili secondarie. Tra questi parametri si annoverano i segnali di vibrazione o le emissioni acustiche, e tramite l'analisi di questi dati si ottengono informazioni sullo stato di usura di un determinato macchinario. Da un punto di vista gestionale, questa metodologia genera il nuovo problema della complessa analisi di dati ricavati, che prendono il nome di *raw signals* che, basandosi ad esempio su rilevazioni acustiche, rischiano di essere contaminate dall'ambiente circostante, a causa della presenza di rumori di sottofondo *chiamati background noises.* Di conseguenza prima che i modelli matematici possano iniziare ad operare, è richiesto un filtraggio dei dati ottenuti in modo da mantenere sono le caratteristiche richieste, trasformandoli così in input leggibili per gli algoritmi di intelligenza artificiale. Da un punto di vista alimentare, questo metodo trova la sua massima espressione tramite l'integrazione di sensori virtuali e digital twin, che sono in grado di correlare le variabili dell'impianto produttivo con l'attuale stato dell'alimento lavorato. In particolare il monitoraggio indiretto alimentare si sviluppa in tre principali applicazioni:

- Calcola l'inferenza reologica partendo da parametri elettromeccanici: durante le operazioni di miscelazione o impasto come nel caso dei prodotti da forno, o salse, l'inserimento di reometri a contatto risulta spesso impraticabile o soggetto a rapido sporcamento. Il sistema di monitoraggio indiretto rileva grandezze elettriche secondarie, l'assorbimento di potenza attiva correlandole, tramite algoritmi empirici o modelli di regressione non lineare, alla viscosità apparente e al grado di strutturazione della rete molecolare come lo sviluppo della maglia glutinica negli impasti. Ciò

  consente di determinare con precisione il punto di fine impasto senza interrompere l'operazione [Dobraszczyk];
- Stima lo stato termico interno: Nei trattamenti termici continui o discontinui come surgelazione in tunnel, cottura in forno o pastorizzazione di alimenti preconfezionati, misurare la temperatura interna richiederebbe l'inserimento di sensori in ogni singolo pezzo. Il monitoraggio indiretto impiega modelli numerici di scambio termico conduttivo-convettivo, espressi tramite equazioni di Fourier e Navier-Stokes o modelli basati su machine learning. In particolare il sistema elabora grandezze ambientali esterne (temperatura di camera, velocità dell'aria, irraggiamento e pressione di vapore) e contestualizzandole all'alimento,

stimando in continuo il profilo termico interno e calcolando l'accumulo dell'indice di letalità o il tasso di inattivazione enzimatica in tempo reale [Verboven];

- Effettua un'analisi ottica non invasiva: prevede l'uso di tecnologie che sfruttano l'interazione tra la luce e il prodotto alimentare in transito sul nastro trasportatore, operando a distanza e senza alcun contatto fisico. Una sorgente luminosa, che prende il nome di NIR, illumina il prodotto mentre scorre sulla linea e poiché i diversi costituenti biologici come acqua, zuccheri, grassi e proteine assorbono e riflettono specifiche lunghezze d'onda della luce in maniera differente, generano una sorta di "impronta digitale ottica" della matrice. Uno spettrometro o una telecamera ottica posizionata sopra il nastro cattura la luce riflessa e, tramite un software di calibrazione, deduce all'istante la composizione chimica interna del prodotto come il contenuto di umidità residua, la percentuale di grasso o il grado zuccherino. Nello specifico questi sensori, lavorano ad una distanza di sicurezza in modo tale da rispettare le varie norme senza rischiare di contaminare l'alimento [Porep].

La tabella della figura 3.1 compara i due tipi di approccio evidenziando i dati che ognuno di questi va a rilevare, i benefici ed i limiti cui si può incorrere, mostrando quindi come un approccio diretto garantisca una precisione maggiore rispetto ai metodi indiretti, a discapito però di un costo di produzione e mantenimento superiori e non garantendo il flusso di dati in tempo reale. Al contempo un approccio indiretto garantisce l'acquisizione istantanea di dati, mantenendo un costo ridotto, rendendo però estremamente più laboriosa l'analisi di essi. [Teti][Dimla][Kurada].

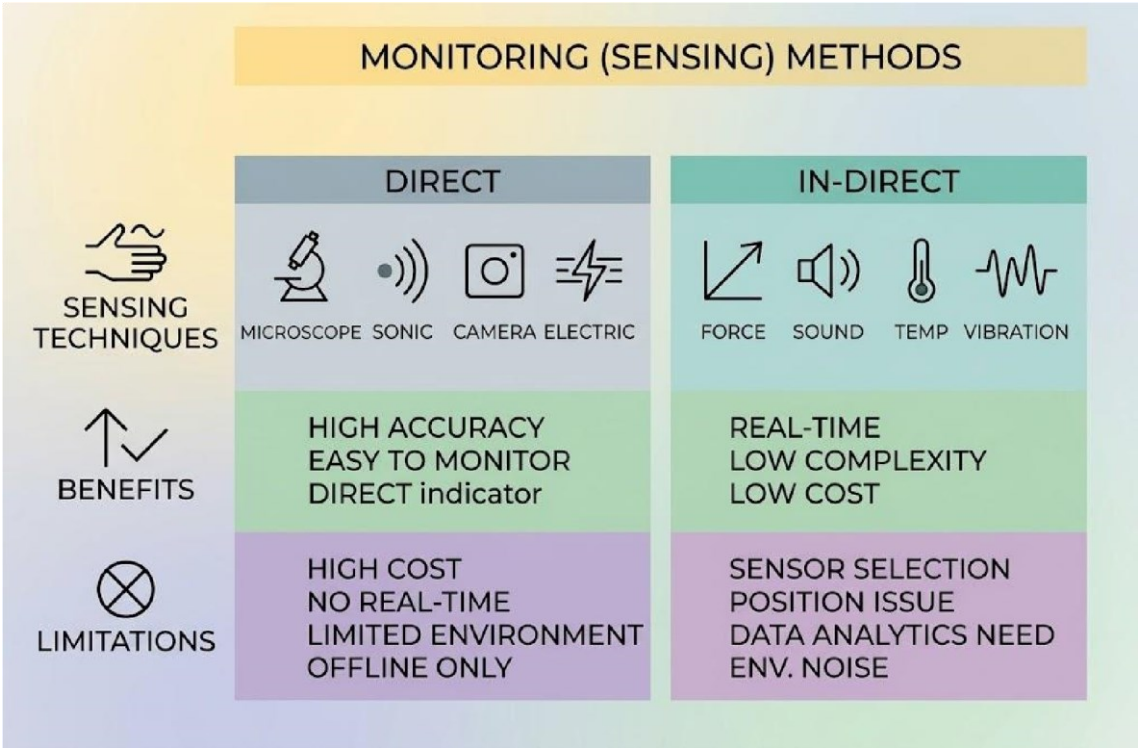


Figura 3.1 Comparazione tra monitoraggio diretto e indiretto. Immagine originale

3.2 I metodi euristici, matematici e intelligenza artificiale

L'acquisizione del dato tramite metodi diretti o indiretti, costituisce unicamente il livello percettivo dell'impianto, infatti la conoscenza dei parametri non impedisce, da sola, il degrado del prodotto o la violazione dei limiti HACCP. Per garantire la conformità di processo, i dati raccolti devono essere tradotti tempestivamente in azioni correttive sugli attuatori, chiudendo l'anello di regolazione. Nel settore alimentare, dove l'instabilità biologica penalizza severamente qualsiasi latenza decisionale, la letteratura industriale identifica tre macro-paradigmi di risoluzione delle anomalie, distinti dal rapporto tra velocità di risposta, complessità computazionale e capacità di adattamento. Essi comprendono i metodi euristici, i modelli matematici e gli approcci guidati dall'intelligenza artificiale.

- Metodi euristici: rappresentano storicamente il primo livello di automazione decisionale in ambito industriale. Essi si fondano sulla traduzione della conoscenza empirica, dell'intuizione e dell'esperienza pregressa degli operatori umani in un insieme di regole logiche pre programmate. Dal punto di vista architetturale, questi metodi si sviluppano in sistemi che prendono il nome expert systems o rule based systems, strutturati su alberi decisionali statici e cicli

condizionali. In particolare questi tipi di sistemi simulano il ragionamento umano per risolvere problemi in un determinato settore. Questa applicazione fa sì che il sistema non risolva il problema tramite un processo matematico per trovare la soluzione ottimale ma innesca un'azione correttiva predefinita, con un tempo di processamento pressoché nullo. Per quanto sia particolarmente efficace per la risoluzione di un certo tipo di problematiche, questa applicazione euristica presenta limiti notevoli, come l'incapacità di codificare in un database di regole fisse la stocasticità di un sistema di produzione. Inoltre è un tipo di metodo che basandosi su dati pregressi, non è in grado di risolvere problematiche inedite poiché, in assenza di una regola preprogrammata, il sistema va in blocco, generando quindi eventi correttivi tardivi. In ambito alimentare questo metodo può essere utilizzato in diverse contesti, come ad esempio in una linea di produzione di prodotti da forno, un'euristica di base prevede che se l'umidità superficiale di un prodotto all'uscita è superiore all'intervallo prefissato, allora si riduce la velocità del nastro di un valore stabilito per prolungare il processo di evaporazione dell'acqua.

- Modelli matematici: questo metodo traduce l'intero layout di fabbrica in un insieme di equazioni esplicite. In particolare prevede l'utilizzo di tecniche come il MILP o complessi sistemi di equazioni differenziali, in modo tale da poter ricavare in maniera deterministica l'ottimo globale. In particolare questo tipo di modello è basato sul principio del white box, che prevede la scrittura delle equazioni matematiche ancora prima di raccogliere i dati. A differenza dei modelli euristici, questi modelli matematici sono estremamente più precisi dal punto di vista teorico (in quanto non devono ricavare l'ottimo globale partendo da esperienze passate), ma al contempo a causa della complessità del sistema, si rischia di incorrere nel già citato problema NP-Hard (cap 5.3), implicando che all'aumentare degli input ricevuti, il tempo richiesto per ottenere la soluzione cresce in modo esponenziale, generando così una notevole latenza. Di conseguenza, questo tipo di approccio è particolarmente efficace nella pianificazione strategica offline, come nel calcolo dell'MPS, ma completamente inefficace in situazioni in cui si necessita di una risposta istantanea[Biegler] [Allahverdi];

- Metodi basati sull'intelligenza artificiale: per superare la dicotomia tra la rapidità imprecisa dei metodi euristici e la precisione inapplicabile in tempo reale dei modelli analitici, l'Industria 4.0 sancisce il passaggio ai modelli guidati dai dati. Questi metodi si fondano sull'intelligenza artificiale e, nello specifico, sugli algoritmi di machine learning e deep learning. Questo tipo di metodo permette di risolvere alcune delle problematiche riscontrate nei modelli euristici e matematici, apportando alcune modifiche fondamentali. Come analizzato, i metodi euristici falliscono di fronte all'aumentare delle variabili. Gli algoritmi di machine learning sono progettati nativamente per processare spazi multidimensionali. Sono in grado di rilevare correlazioni deboli e nascoste tra decine di parametri simultanei che sfuggirebbero sia all'intuizione umana sia ai tradizionali test statistici di controllo qualità. Questo permette al sistema di prevedere un'anomalia quando è ancora a uno stato embrionale, ben prima che si traduca in un guasto funzionale o in un difetto di prodotto [Jia]. In ambito alimentare, è particolarmente utile questo metodo nei processi complessi come l'essiccazione della pasta, in cui un modello basato su reti neurali agisce come sensore virtuale. L'algoritmo correla in tempo reale decine di variabili deboli come la temperatura del vapore, la portata dell'aria e la pressione in camera per stimare istantaneamente parametri critici non misurabili direttamente, quali l'attività dell'acqua o la concentrazione di zuccheri fermentabili. Questo metodo è particolarmente efficace perché, a differenza del modello matematico che richiederebbe la risoluzione simultanea di varie equazioni, l'algoritmo di machine learning esegue il processo con tempi di latenza quasi nulli, modificando istantaneamente i parametri di processo, come la correzione della temperatura dell'essiccatore, prevenendo difettosità qualitative senza interrompere il flusso di lavoro [Misra].

3.3 L'applicazione di questi metodi in ambito alimentare

L'applicazione degli approcci metodologici analizzati all'interno dell'industria alimentare richiede una contestualizzazione rispetto a un vincolo fisico unico di questo comparto: l'assoluta instabilità termodinamica e biologica del prodotto in lavorazione. A differenza della manifattura discreta, dove un ritardo nella risoluzione

di un'anomalia genera un semplice allungamento del Lead Time, nel processo alimentare la latenza si trasforma istantaneamente in degrado qualitativo o proliferazione batterica, rendendo il lotto legalmente invendibile a causa della violazione delle rigide soglie HACCP. L'efficacia dei tre approcci deve quindi essere valutata in relazione alla loro capacità di gestire questa complessità in tempo reale:

I metodi euristici presentano molte criticità all'interno dell'applicazione in campo alimentare. In particolare le caratteristiche fisico-chimiche di un alimento come il grado di umidità o il grado di acidità, sono in continuo mutamento, perciò affidando la risoluzione delle anomalie a modelli euristici statici, il sistema fallirà non appena l'alimento presenterà caratteristiche leggermente diverse. Di conseguenza non si possiede la rapidità percettiva per incrociare simultaneamente i dati di pressione, temperatura e umidità per calibrare manualmente l'impianto in tempo reale, risultando così inefficace. Considerando ad esempio un processo di essiccazione continua della pasta o dei cereali, un sistema basato su logiche euristiche convenzionali interviene con regole del tipo: "se l'umidità del prodotto in uscita supera il valore target, allora aumenta la temperatura dell'aria o riduci la velocità del nastro". Tuttavia, se un lotto di semola in ingresso presenta caratteristiche leggermente differenti, come il contenuto proteico, tale regola collassa. L'aumento indiscriminato della temperatura, senza considerare il gradiente di diffusione interno dell'acqua, innesca l'indurimento precoce della crosta superficiale. Questo blocco intrappola l'umidità nel cuore del prodotto, provocando la perdita dell'intero lotto. L'euristica si dimostra dunque incapace di gestire certe situazioni dinamiche e non lineari tipiche degli alimenti.

A causa della dinamicità dei materiali trattati, anche i modelli matematici riscontrano delle problematiche nel settore alimentare. Un modello matematico infatti, richiede dei parametri di input esatti e costanti, in modo tale da calcolare il metodo risolutivo più adatto per quelle determinate caratteristiche. Nell'ambiente alimentare però, è estremamente raro che due lotti mantengano le stesse caratteristiche, differendo magari in alcuni valori come umidità o temperatura, nonostante provengano dallo stesso fornitore. Di conseguenza, se nella white box viene "inserita" un'equazione differenziale per dei determinati valori, questa non darà alcun riscontro al variare di questi, dovendo quindi ricalibrare singolarmente ogni equazione, poiché un modello

matematico non è dotato della capacità di “adattamento”, al variare di ogni valore, generando una latenza computazionale non compatibile con i ritmi lavorativi del settore. In un contesto pratico, come il trattamento di un fluido alimentare eterogeneo, come ad esempio succhi di frutta, per calcolare parametri fondamentali come il valore di letalità minima, il modello deve risolvere contemporaneamente un gran numero di equazioni, come quelle di Navier-Stokes. Se la viscosità del fluido o altre caratteristiche come la dimensione del lotto, variano da un lotto all’altro, il modello necessita di essere ricalcolato ogni volta, richiedendo tempi di calcolo estremamente elevati, generando un ritardo che lo rende incompatibile con le tolleranze imposte.

Alla luce di ciò, a causa dei limiti presentati nei modelli precedenti, gli algoritmi di machine learning superano queste problematiche. In particolare questo modello è in grado di assorbire la stocasticità biologica del prodotto con tempi di latenza prossimi allo zero. Come già spiegato nel cap.3.2, l’intelligenza artificiale utilizza un approccio di tipo indiretto, poiché permette la rilevazione di dati operando come un sensore virtuale esterno, senza quindi l’utilizzo di sensori a contatto, in modo tale da ottenere informazioni in tempo reale sui parametri interessati. Inoltre, adotta anche un tipo di monitoraggio adattivo che, a differenza dei modelli matematici statici, riconosce in tempo reale le variazioni del prodotto, ricalibrando appositamente e in maniera istantanea, gli attuatori della macchina in base alle condizioni chimiche o fisiche attuali dell’alimento [Kakani][Verboven].

3.4 Strategie di analisi e risposta: monitoraggio predittivo e adattivo

La vera svolta nel campo del monitoraggio si ha quando questa tecnica passa dal ricoprire una semplice funzione diagnostica, quindi comprendere cosa sia successo, ad una prognostica, ovvero capace prevedere un avvenimento futuro. Il predictive maintenance, tramite le architetture di Machine Learning citate in precedenza, basa la sua applicazione sull’elaborazione intensiva di dati storici acquisiti dall’impianto. In particolare l'algoritmo non attende che l'errore o la deviazione si manifesti a fine linea per intervenire ma al contrario, impiega un modello dinamico interno del sistema per stimare l'evoluzione futura delle variabili di stato dell'alimento lungo un orizzonte di predizione temporale

finito. In ambito alimentare si può considerare la cottura o l'essiccazione continua in un forno a tunnel. L'inerzia delle resistenze e della camera di riscaldamento fa sì che una correzione attuata all'uscita arrivi con minuti di ritardo, producendo una grande quantità di prodotto non conforme. Un metodo predittivo invece, stima in tempo reale il profilo termico e di umidità che il biscotto o la sfoglia assumerà lungo tutto il tragitto all'interno delle diverse zone del forno. Se un sensore rileva una variazione di spessore o di idratazione dell'impasto crudo, il modello rimodula in anticipo la temperatura delle singole zone e i flussi di ventilazione, garantendo il raggiungimento dell'umidità richiesta ed evitando che la temperatura superficiale varchi la soglia critica per la sintesi di acrilammide o per l'imbrunimento eccessivo, rendendo così il prodotto non commerciabile [Verboven]. Questo metodo permette di calcolare le soluzioni necessarie tramite modelli matematici, che però in ambito alimentare dove le caratteristiche dell'alimento sono estremamente variabili a seconda del lotto, il solo calcolo basato su metodi matematici, che necessitano di parametri statici e ben precisi, potrebbe generare un risultato che si discosta dall'effettiva condizione dell'alimento. Alla luce di ciò, sono stati sviluppati metodi adattivi che rispondono alla non stazionarietà del sistema alimentare. Questo tipo di controllo si basa sull'aggiornamento continuo ed automatico dei parametri interni del sistema, basandosi sulle differenze osservate tra l'output previsto e quello reale. In ambito pratico, questo metodo può essere utilizzato nel processo di essiccazione, dove l'obiettivo è rimuovere l'acqua all'interno dell'alimento per garantire la conservabilità a scaffale ed evitare la proliferazione di muffe. Un sistema predittivo convenzionale calcola in anticipo la regolazione delle potenze termiche dei bruciatori, della ventilazione e della velocità del nastro trasportatore assumendo un valore statico o dipendente solo da equazioni teoriche preimpostate. Questo approccio fallisce in linea a causa di alcuni fenomeni non stazionari tipici della materia biologica come la dinamicità della materia prima, dove ad esempio lotti diversi di farina presentano diversa forza dell'impasto o concentrazione proteica, con variazione dell'idratazione iniziale [Defraeye]. L'approccio adattivo supera questo limite implementando un'architettura a doppio anello, in cui un livello gerarchico secondario provvede all'identificazione parametrica ricorsiva del modello matematico direttamente in linea. Tramite sensori in linea non invasivi viene misurata la velocità di disidratazione effettiva all'uscita di ciascuna zona termica del tunnel. Successivamente tramite algoritmi di stima in tempo reale, come gli RLS o filtri di Kalman estesi, il controllore ricalcola

istantaneamente il valore operativo del coefficiente di diffusione dell'acqua e del coefficiente convettivo di trasporto di materia, allineando il modello alle proprietà fisiche del lotto attualmente presente in camera. Infine con il modello aggiornato alle condizioni reali del prodotto, il sistema adatta dinamicamente le variabili manipolate, in particolare modula la temperatura dei flussi d'aria calda, l'umidità relativa dell'aria di ricircolo e la velocità di scorrimento del nastro, rallentando l'essiccazione superficiale se rileva un calo della diffusività interna o accelerandola se la matrice consente un rilascio idrico più rapido [Martynenko].

3.5 L'applicazione del monitoraggio in ambito alimentare

Il processo di lavorazione nel settore alimentare, può considerarsi ibrido in quanto una prima fase (lavorazione dell'alimento) è caratterizzata da un processo continuo, mentre la fase finale, che prevede operazioni quali imbottigliamento e confezionamento, rientra è compresa all'interno del discrete manufacturing. A causa di questa duplice natura è necessario che le tecniche di monitoraggio vengano applicate basandosi su criteri estremamente precisi.

Nella fase iniziale di lavorazione dei fluidi, è impossibile l'utilizzo di un approccio diretto di monitoraggio, a causa delle norme igieniche già citate in precedenza e dalla necessità di eseguire processi di igienizzazione. Questo ostacolo è dato dall'impossibilità di inserire sensori come CCD e CMOS, già citati in cap.4.1, all'interno dei fluidi di lavoro, poiché sarebbe assicurata la contaminazione del lotto. Di conseguenza in questa prima fase è obbligato l'utilizzo di tecniche indirette, che operano tramite algoritmi che processano i dati periferici del macchinario, per poter così analizzare lo stato attuale dell'alimento senza entrarci in contatto fisico diretto. La seconda fase invece, rende possibile il ritorno ad un monitoraggio diretto a causa dell'assenza di fluidi sfusi, potendo così installare sensori come telecamere ad altissima frequenza per il controllo visivo [Bouzenbrak].

In 3.2 è stato approfondito il concetto di monitoraggio adattivo, e le esigenze a cui esso risponde. Nel settore alimentare questo diventa un prerequisito obbligatorio ed estremamente funzionale a causa della natura estremamente variabile del prodotto in lavorazione. In un processo di lavorazione di un fluido alimentare, la natura fisica del prodotto cambia continuamente, modificando la propria viscosità, densità o acidità lungo tutto il processo. Di conseguenza l'affidamento a modelli statici, genererebbe

continuamente dei falsi segnali a causa della diversa risposta vibrazionale ed elettrica del macchinario. Questo limite viene risolto dall'utilizzo di tecniche di monitoraggio adattivo che, basato sull'architettura Edge Computing spiegata in 3.2, che permette all'algoritmo di intelligenza artificiale di adeguare dinamicamente i propri parametri di misurazione, permettendo al macchinario di auto calibrarsi a seconda delle proprietà in tempo reale del lotto lavorato.

CAPITOLO 4: I PARAMETRI DI MISURAZIONE

4.1 I parametri fisici come fondamento oggettivo del monitoraggio

Per verificare in maniera efficiente l'andamento dei processi produttivi nel settore alimentare, il monitoraggio non deve limitarsi a valutare lo stato di salute dei macchinari, ma si deve focalizzare sull'acquisizione di misurazioni fisiche quantificabili che descrivano lo stato di trasformazione dell'alimento. Nello specifico, i parametri di processo si suddividono in tre macro-categorie: parametri fluidodinamici, parametri termodinamici e parametri ambientali. La prima categoria riguarda il comportamento fisico e la meccanica dei fluidi del materiale in lavorazione. Infatti nel settore alimentare si monitorano variabili dinamiche come la viscosità di un impasto, la densità di un fluido, la pressione nelle tubazioni o la portata massica. Questi parametri vengono misurati in tempo reale tramite strumenti appositi come flussimetri o viscosimetri in linea fornendo così un dato oggettivo per valutare se la consistenza e la struttura fisica dell'alimento stanno rispettando le tolleranze imposte [van der Berg].

La seconda categoria include i parametri termici, che in ambito alimentare risultano essenziali per garantire le corrette trasformazioni chimico-fisiche e la sicurezza microbiologica del prodotto. L'acquisizione di questi dati avviene tramite sensori come termocoppie o sonde a infrarossi, che mappano i profili di temperatura come i cicli di pastorizzazione. In questo contesto, il parametro termico è il principale indicatore di qualità poichè uno scostamento non compromette la struttura del macchinario, ma altera irrimediabilmente le proprietà organolettiche dell'alimento o ne compromette le caratteristiche a causa della proliferazione batterica [Aung].

La terza categoria comprende i parametri ambientali e di microclima di processo. In un'ottica incentrata sul prodotto, l'ambiente circostante rappresenta una vera e propria variabile termodinamica e biologica che interagisce direttamente con la materia prima organica lungo tutta la linea produttiva. Nel settore alimentare infatti, gli alimenti sono spesso esposti all'ambiente esterno, scambiando umidità, calore e composti gassosi con l'atmosfera dello stabilimento. In particolare, per garantire l'integrità del prodotto, si considerano tre parametri ambientali:

- Umidità Relativa: L'aria dell'impianto condiziona in tempo reale l'attività dell'acqua dell'alimento. Nelle lavorazioni prodotti secchi o sottoforma di polveri, questi sbalzi di umidità relativa innescano fenomeni indesiderati di impaccamento e perdita di scorrevolezza, compromettendo la precisione del dosaggio volumetrico. Al contrario in alcuni prodotti come quelli da forno, un ambiente non rigorosamente controllato causa la perdita di fragranza, e in casi più estremi, un alto livello di umidità relativa può favorire lo sviluppo di muffe [Mathlouthi].

- Temperatura dell'aria e gradienti di condensazione: essa nei reparti aperti determina la velocità di decadimento microbiologico dei prodotti deperibili (es. affettamento di carni o porzionamento di prodotti caseari). Il monitoraggio combinato di temperatura superficiale del prodotto e punto di rugiada dell'ambiente previene la formazione di micro-condense sulla superficie dell'alimento evitando la contaminazione di esso.

- Composizione atmosferica, filtrazione e sovrappressione: i processi di confezionamento e imbottigliamento, devono avvenire in zone chiuse ermeticamente che prendono il nome di clean room. All'interno di queste stanza devono essere garantite percentuali controllate di ossigeno ed anidride carbonica, oltre che necessitano di un controllo costante sulla purezza dell'aria, assicurando che non avvenga contaminazione batterica prima che il prodotto sia chiuso ermeticamente.

4.2 L'abbondanza dei raw data e il paradosso DRIP

Lo sviluppo dell'industria 4.0, con la conseguente implementazione di nuove tecnologie, ha reso estremamente più efficiente l'acquisizione di questi dati grezzi, conosciuti in letteratura come *raw data*, consentendo alle aziende di disporre di un quantitativo di informazioni estremamente vasto, occupando nei database aziendali terabyte di spazio. Da un punto di vista gestionale questa sovrabbondanza di dati fa sorgere una problematica che in letteratura è conosciuta come il paradosso *DRIP* (*Data Rich, Information Poor*), che si può tradurre come "ricchi di dati, ma poveri di informazioni". I dati acquisiti dai sensori sono infatti dati grezzi, come la temperatura, che presi singolarmente costituiscono un dato sterile se non contestualizzato. Questi flussi enormi di dati prendono il nome di *Big Data,* e non sono dotati di capacità di analisi e non

supportano il processo decisionale, e se considerati in valore assoluto rischiano di risultare d'intralcio all'operatività del management a causa del sovraccarico. In sintesi i Big Data quantificano il fenomeno fisico, ma non ne analizzano le cause e non calcolano l'impatto che possa avere sul sistema [Mourtzis]. Per rendere utili questi dati, bisogna inserirli in un contesto che prende il nome di *semantic context* (contesto semantico), in cui il parametro grezzo viene incrociato ed integrato con i metadati del sistema produttivo. In particolare questa contestualizzazione (data contextualization), è resa possibile dal Digital Twin che non solo si limita a registrare il dato fisico oggettivo (ad esempio la temperatura di un forno), ma lo associa all'ordine di produzione in corso, al codice del prodotto specifico e allo storico delle manutenzioni registrate nel database. Tramite questo processo di interoperabilità semantica, è possibile capire se un dato o una variazione fisica è dovuto ad un'anomalia, oppure è un dato a norma per quel tipo di lavorazione. Questa trasformazione architetturale è il passaggio obbligato che converte il dato in "Smart Data" azionabile, preparando matematicamente il terreno per il calcolo strutturato degli indicatori di prestazione, ovvero i KPI che verranno trattati nel paragrafo successivo [Lu].

4.3 Dai parametri singoli ai KPI

Per creare un ponte logico tra i dati acquisiti e le logiche decisionali aziendali, viene introdotto il concetto strutturale dei KPI (Key Performance Indicator), che non sono dei parametri statici, ma algoritmi di aggregazione che inseriscono i valori ottenuti dalle varie misurazioni in ambienti contestualizzati in modo tale da favorire il processo decisionale. Questi indicatori si suddividono in sottoinsiemi a seconda dal loro livello di applicazione. Esistono KPI che riguardano l'affidabilità e la manutenzione, come il MTBF (che indica il tempo medio tra i guasti) che misura l'affidabilità del macchinario, oppure il MTTR (che inditca il tempo medio di riparazione) che misura invece la manutenibilità [Marquez]. Altri indicatori, come il FPY (First Pass Yield), sono indicatori di qualità e il FPY, che tradotto sta per Resa di primo passaggio, nello specifico calcola la percentuale dei prodotti che completano l'intero ciclo produttivo "al primo colpo", quindi senza richiedere scarti o rilavorazioni, tramite un rapporto matematico mostrato in figura 4.1. [Kang].

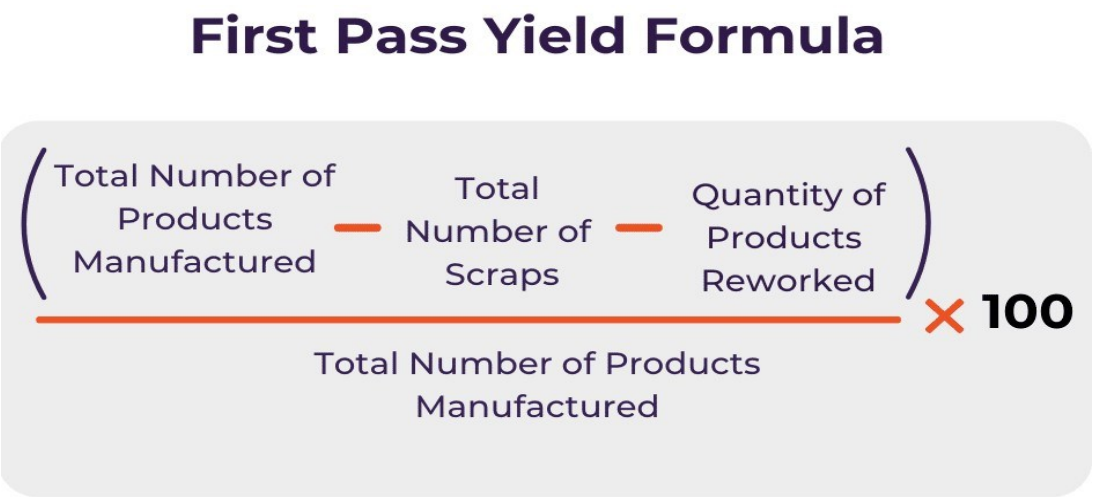


Figura 4.1, formula matematica per il calcolo del First Pass Yield. Fonte automation.com

Tra tutti questi indicatori di performance, però ne esiste uno in particolare su cui le aziende basano la misurazione delle prestazioni, e prende il nome di OEE (Overall Equipment Effectiveness, tradotto Efficacia Totale dell'Impianto), che sintetizza in un unico valore, espresso in percentuale, l'efficienza totale del macchinario. L'OEE si basa sul framework teorico del TPM (Total Productive Maintenance) originariamente sviluppato da Seiichi Nakajima (ingegnere giapponese), il quale ha identificato le Six Big Losses (sei grandi perdite) della produzione. L'OEE serve esattamente a raggruppare e misurare queste perdite, dividendole in tre sottoindicatori. Questo valore si ottiene, come si mostra in figura 4.2, dalla moltiplicazione di tre sotto-indicatori fondamentali quali disponibilità (rapporto matematico tra il tempo operativo della macchina e il tempo di produzione pianificato, includendo quindi anche eventuali momenti di fermo causa guasti), efficienza prestazionale (dato dal rapporto tra il numero totale di pezzi effettivamente prodotti e la produzione teorica massima ottenibile nel tempo di lavorazione, valuta quindi le perdite in velocità), e il tasso di qualità (rapporto tra pezzi effettivamente vendibili, e pezzi totali lavorati). Tramite questo valore è quindi possibile avere una panoramica generale dell'andamento dei processi produttivi, potendo eventualmente localizzare le aree in cui si sta verificando la perdita, per intervenire tempestivamente [Hedman].

In particolare è un valore espresso in percentuale che è in grado di definire se l'efficiacia dell'impianto è ottima o meno: se il valore dell'OEE è superiore all'85% si ha un'efficacia eccellente, invece se esso ha un valore inferiore al 50/60%, indicherà un livello estremamente deficitario, dove oltre la metà della capacità teorica viene scartata.

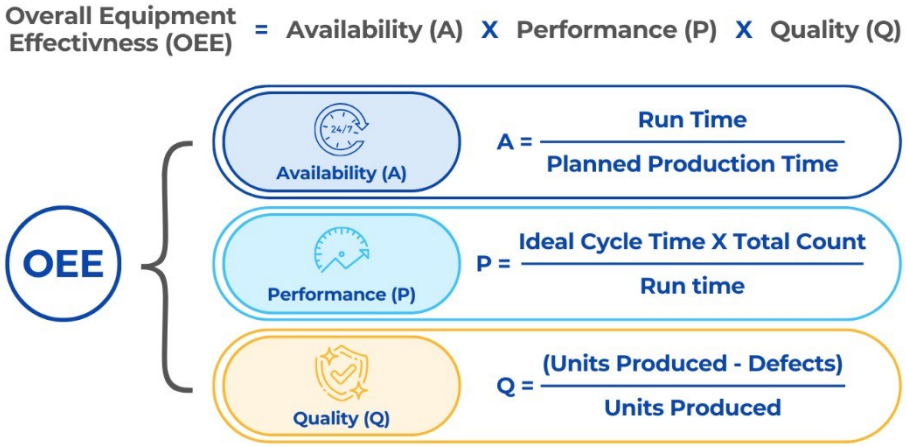


Figura 4.2, calcolo dell'OEE. Fonte reasearchgate.com

L'estrapolazione dei KPI permette di valutare l'andamento dei processi produttivi paragonandoli direttamente alle necessità dell'azienda. Quando si notano dei discostamenti tra i KPI in tempo reale e il target aziendale, gli operatori sono in grado di individuare le problematiche senza dover analizzare singolarmente i dati fisici. Questa struttura rende possibile così attuare un tipo di manutenzione che prevede l'esecuzione di interventi mirati e tempestivi, conosciuti in letteratura con l'espressione *targeted corrective actions*, senza dover interrompere l'intera linea produttiva. Se all'interno dell'OEE, vengono evidenziati dei crolli riguardante esclusivamente la voce *Quality,* non verrà attuato un processo di revisione generale ma si indirizzerà la manutenzione esclusivamente nei settori specifici, riducendo così i tempi di fermo, e massimizzando anche dal punto di vista economico la produzione cercando di massimizzare valori come il ROI, che indica la redditività e l'efficienza economica della gestione aziendale [Bokrantz].

4.4 I KPI applicati all'industria alimentare

L'applicazione degli indicatori chiave di prestazione nel settore alimentare richiede una profonda ritaratura dei modelli standard utilizzati nell'industria manifatturiera. Mentre in settori come l'automobilistico o l'elettronica il parametro critico è la tolleranza dimensionale, nell'industria alimentare i sistemi di monitoraggio devono interfacciarsi con variabili di natura chimico-biologica, dominate dal vincolo della deperibilità della

materia prima e dalle rigide normative igienico-sanitarie come l'HACCP (Hazard Analysis and Critical Control Points).

In questo contesto, il calcolo dell'OEE subisce una radicale reinterpretazione pratica, poiché le six big losses assumono un peso economico e logistico asimmetrico. Infatti nel settore alimentare, caratterizzato da una produzione per processo, i parametri espressi dall'OEE devono essere rivisitati poiché si riferiscono ad un tipo di produzione discreta. In particolare nel settore alimentare introduciamo il concetto di OPE (overall process effectiveness) che non misura più l'efficacia di un sistema in relazione alla produzione di un singolo pezzo, ma espande il concetto all'intero processo produttivo [Jagtap]:

- Disponibilità e l'effetto a cascata del Downtime: In una linea di lavorazione meccanica, un fermo macchina di 10 minuti genera esattamente 10 minuti di perdita di produzione. Nell'industria alimentare, un arresto imprevisto (es. blocco di una pastorizzatrice o di un estrusore) causa il ristagno del prodotto nei condotti. Questo non solo genera lo scarto immediato del lotto in lavorazione per alterazione termica, ma obbliga l'impianto a eseguire cicli imprevisti di lavaggio chimico e sterilizzazione (Cleaning in Place - CIP) prima del riavvio. Di conseguenza, un guasto hardware di pochi minuti si traduce matematicamente in ore di indisponibilità netta dell'impianto.

- Prestazione e Micro-fermate: Le variazioni di velocità della linea non impattano solo sul volume di prodotto finito, ma ne alterano direttamente la formula chimica. Una riduzione della velocità del nastro trasportatore all'interno di un tunnel di raffreddamento o di cottura prolunga il tempo di esposizione termica del cibo, modificandone la texture o le proprietà organolettiche, trasformando un problema di Performance in un problema di Qualità.

- Qualità e l'impossibilità del Rework: Il tasso di qualità (Quality Rate o First Pass Yield) è il parametro più critico nel settore alimentare. A differenza della

meccanica, dove un pezzo metallico difettoso può essere fuso o rilavorato (rework), un prodotto alimentare bruciato, contaminato batteriologicamente o con valori al di fuori delle tolleranze imposte rappresenta un rifiuto irreversibile (scrap). In questo scenario, una latenza nel sistema di monitoraggio (es. un ritardo di pochi secondi nella lettura di un calo di pressione in una valvola di riempimento) non genera un semplice difetto estetico, ma un potenziale rischio per la salute pubblica e il conseguente ritiro del lotto dal mercato (Product Recall), con danni economici e di immagine incalcolabili [Tsarouhas]. In particolare, in caso di fermi macchina, il prodotto in lavorazione stazionano lungo i nastri trasportatori o presso le aree di lavorazione: in queste fasi il tempo di attesa fuori dai parametri ottimali, come ad esempio fuori dalla cella frigorifera, degrada l'unità in maniera esponenziale per ogni unità di tempo trascorsa. Ad esempio, se si considera la lavorazione di prodotti deperibili, come tagli di carne o latticini, essi vengono mantenuti in condizioni ottimali (dai 2 ai 4 gradi) per evitare la proliferazione batterica, per cui se il prodotto fosse costretto a sostare a temperatura ambiente, la velocità di crescita microbica aumenterebbe esponenzialmente. In particolare l'aumentare di questa carica microbica, è descritta da modelli matematici come quello di Gompertz o Balanyi. In particolare per ogni singola ora di attesa al di fuori delle condizioni ottimali, la durata di vita commerciale del prodotto diminuisce arrivando a perdere l'equivalente anche diversi giorni di conservazione frigorifera [Bruckner].

CONCLUSIONI

L’obiettivo principale di questa tesi è stato quello di analizzare come si stanno evolvendo il monitoraggio e il controllo avanzato nei processi industriali alimentari, un settore in cui l'applicazione di Industria 4.0 presenta sfide molto particolari. A differenza di altri ambiti produttivi infatti, l'industria alimentare deve fare i conti con materie prime biologiche che cambiano continuamente, normative igieniche molto rigide, come HACCP ed EHEDG, e processi fisici complessi che non possono essere gestiti con sistemi statici. Il primo punto fondamentale emerso dall'analisi della letteratura riguarda i limiti del monitoraggio diretto. Inserire sensori fisici a contatto con il prodotto all'interno dei macchinari di lavoro è impossibile a causa di alcune problematiche come il pericolo di contaminazione del cibo e la rapida usura di essi a causa dei frequenti cicli di lavaggio ad alta temperatura e con agenti chimici aggressivi, come CIP/SIP. Per questo motivo, la soluzione più efficace è il passaggio al monitoraggio indiretto e ai cosiddetti soft sensor. Riuscire a stimare parametri critici come la viscosità di un impasto o l'umidità sfruttando grandezze secondarie, come la coppia e la potenza assorbita dai motori o la rilevazione di parametri ottici tramite NIR senza contatto, permette di tenere sotto controllo il processo, senza interferire con il prodotto e riducendo al minimo i costi di manutenzione. Il secondo aspetto cruciale riguarda la gestione dell'anello decisionale e la scelta del sistema di controllo. Avere a disposizione dati accurati non basta se poi l'algoritmo non riesce a reagire correttamente ai cambiamenti del sistema, infatti i controllori tradizionali come i PID faticano a rispondere in tempo alle grandi inerzie termiche di forni e scambiatori, mentre un controllo predittivo basato su parametri statici finisce per perdere precisione nel tempo. Durante processi come l'essiccazione o la cottura infatti, proprietà fisiche come la diffusione dell'acqua o lo scambio termico cambiano man mano che l'alimento si disidrata e si contrae, modificando così i valori iniziali del sistema. La risposta a questa criticità è l'utilizzo del controllo adattivo che prevede l’inserimento di un meccanismo che ricalibra i parametri del modello matematico in tempo reale, in modo tale che il controllore riesca ad adattarsi alle variazioni della materia prima e allo stato dell'impianto, garantendo sempre il rispetto dei requisiti di sicurezza e delle tolleranze imposte. Dal punto di vista gestionale, l'integrazione tra metodologie indirette e controllo adattivo produce benefici tangibili sulle prestazioni di fabbrica, poiché si riscontra un miglioramento dell'indice OEE aumentando la disponibilità degli impianti

grazie a un minor numero di fermi macchina e di lavaggi straordinari, riducendo drasticamente la quantità di scarti e consentendo di risparmiare energia. Guardando ai possibili sviluppi futuri, la sfida principale sarà quella di portare questi algoritmi direttamente a bordo macchina tramite soluzioni di Edge Computing, combinando i modelli fisici tradizionali con strumenti di intelligenza artificiale per rendere le linee alimentari sempre più veloci, flessibili e autonome.

BIBLIOGRAFIA

[1] D. Mourtzis e E. Vlachou, «A cloud-based cyber-physical system for adaptive shop-floor scheduling and condition-based maintenance», *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 47, pp. 179–198, apr. 2018, doi: 10.1016/j.jmsy.2018.05.008.

[2] D. Mourtzis e E. Vlachou, «A cloud-based cyber-physical system for adaptive shop-floor scheduling and condition-based maintenance», *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 47, pp. 179–198, apr. 2018, doi: 10.1016/j.jmsy.2018.05.008.

[3] R. Briam, M. E. Walker, e E. Masanet, «A comparison of product-based energy intensity metrics for cheese and whey processing», *J Food Eng*, vol. 151, pp. 25– 33, 2015, doi: 10.1016/j.jfoodeng.2014.11.011.

[4] V. Kakani, V. H. Nguyen, B. P. Kumar, H. Kim, e V. R. Pasupuleti, «A critical review on computer vision and artificial intelligence in food industry», *Journal of Agriculture and Food Research*, vol. 2, p. 100033, dic. 2020, doi: 10.1016/j.jafr.2020.100033.

[5] S. Bruckner, A. Albrecht, B. Petersen, e J. Kreyenschmidt, «A predictive shelf life model as a tool for the improvement of quality management in pork and poultry chains», *Food Control*, vol. 29, fasc. 2, pp. 451–460, feb. 2013, doi: 10.1016/j.foodcont.2012.05.048.

[6] S. Kurada e C. Bradley, «A review of machine vision sensors for tool condition monitoring», *Computers in Industry*, vol. 34, fasc. 1, pp. 55–72, ott. 1997, doi: 10.1016/S0166-3615(96)00075-9.

[7] E. Negri, L. Fumagalli, e M. Macchi, «A Review of the Roles of Digital Twin in CPS-based Production Systems», *Procedia Manufacturing*, vol. 11, pp. 939–948, gen. 2017, doi: 10.1016/j.promfg.2017.07.198.

[8] S. Alaswad e Y. Xiang, «A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system», *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 157, pp. 54–63, gen. 2017, doi: 10.1016/j.ress.2016.08.009.

[9] A. K. S. Jardine, D. Lin, e D. Banjevic, «A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance», *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, fasc. 7, pp. 1483–1510, ott. 2006, doi: 10.1016/j.ymssp.2005.09.012.

[10] G. Aceto, V. Persico, e A. Pescapé, «A Survey on Information and Communication Technologies for Industry 4.0: State-of-the-Art, Taxonomies, Perspectives, and Challenges», *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 21, fasc. 4, pp. 3467–3501, 2019, doi: 10.1109/COMST.2019.2938259.

[11]

T. P. Carvalho, F. A. A. M. N. Soares, R. Vita, R. da P. Francisco, J. P. Basto, e S. G. S. Alcalá, «A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance», *Comput Ind Eng*, vol. 137, 2019, doi: 10.1016/j.cie.2019.106024.

[12]

T. P. Carvalho, F. A. A. M. N. Soares, R. Vita, R. da P. Francisco, J. P. Basto, e S. G. S. Alcalá, «A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance», *Computers & Industrial Engineering*, vol. 137, p. 106024, nov. 2019, doi: 10.1016/j.cie.2019.106024.

[13] R. Teti, K. Jemielniak, G. O'Donnell, e D. Dornfeld, «Advanced monitoring of machining operations», *CIRP Annals*, vol. 59, fasc. 2, pp. 717–739, gen. 2010, doi: 10.1016/j.cirp.2010.05.010.

[14] R. Hedman, M. Subramaniyan, e P. Almström, «Analysis of Critical Factors for Automatic Measurement of OEE», *Procedia CIRP*, vol. 57, pp. 128–133, gen. 2016, doi: 10.1016/j.procir.2016.11.023.

[15] A. Koulouris, N. Misailidis, e D. Petrides, «Applications of process and digital twin models for production simulation and scheduling in the manufacturing of food ingredients and products», *Food Bioprod. Process.*, vol. 126, pp. 317–333, 2021, doi: 10.1016/j.fbp.2021.01.016.

[16] G. Culot, G. Nassimbeni, G. Orzes, e M. Sartor, «Behind the definition of Industry 4.0: Analysis and open questions», *International Journal of Production Economics*, vol. 226, p. 107617, ago. 2020, doi: 10.1016/j.ijpe.2020.107617.

[17] S. Jagtap *et al.*, «Chapter 5 - IoT technologies in the food supply chain», in *Food Technology Disruptions*, C. M. Galanakis, A c. di, Academic Press, 2021, pp. 175–211. doi: 10.1016/B978-0-12-821470-1.00009-4.

[18] D. Jones, C. Snider, A. Nassehi, J. Yon, e B. Hicks, «Characterising the Digital Twin: A systematic literature review», *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, vol. 29, pp. 36–52, mag. 2020, doi: 10.1016/j.cirpj.2020.02.002.

[19] D. Jones, C. Snider, A. Nassehi, J. Yon, e B. Hicks, «Characterising the Digital Twin: A systematic literature review», *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, vol. 29, pp. 36–52, mag. 2020, doi: 10.1016/j.cirpj.2020.02.002.

[20] D. Jones, C. Snider, A. Nassehi, J. Yon, e B. Hicks, «Characterising the Digital Twin: A systematic literature review», *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, vol. 29, pp. 36–52, mag. 2020, doi: 10.1016/j.cirpj.2020.02.002.

[21] A. Crespo Marquez e J. N. D. Gupta, «Contemporary maintenance management: process, framework and supporting pillars», *Omega*, vol. 34, fasc. 3, pp. 313–326, giu. 2006, doi: 10.1016/j.omega.2004.11.003.

[22] L. Monostori *et al.*, «Cyber-physical systems in manufacturing», *CIRP Annals*, vol. 65, fasc. 2, pp. 621–641, gen. 2016, doi: 10.1016/j.cirp.2016.06.005.

[23] F. Tao, Q. Qi, A. Liu, e A. Kusiak, «Data-driven smart manufacturing», *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 48, pp. 157–169, lug. 2018, doi: 10.1016/j.jmsy.2018.01.006.

[24] M. Colledani *et al.*, «Design and management of manufacturing systems for production quality», *CIRP Annals*, vol. 63, fasc. 2, pp. 773–796, gen. 2014, doi: 10.1016/j.cirp.2014.05.002.

[25] M. Colledani *et al.*, «Design and management of manufacturing systems for production quality», *CIRP Annals*, vol. 63, fasc. 2, pp. 773–796, gen. 2014, doi: 10.1016/j.cirp.2014.05.002.

[26] M. Hermann, T. Pentek, e B. Otto, «Design Principles for Industrie 4.0 Scenarios», in *2016 49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)*, gen. 2016, pp. 3928–3937. doi: 10.1109/HICSS.2016.488.

[27] F. Tao, H. Zhang, A. Liu, e A. Y. C. Nee, «Digital Twin in Industry: State-of-theArt», *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 15, fasc. 4, pp. 2405–2415, apr. 2019, doi: 10.1109/TII.2018.2873186.

[28] W. Kritzinger, M. Karner, G. Traar, J. Henjes, e W. Sihn, «Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification», *IFACPapersOnLine*, vol. 51, fasc. 11, pp. 1016–1022, gen. 2018, doi: 10.1016/j.ifacol.2018.08.474.

[29] W. Kritzinger, M. Karner, G. Traar, J. Henjes, e W. Sihn, «Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification», *IFACPapersOnLine*, vol. 51, fasc. 11, pp. 1016–1022, gen. 2018, doi: 10.1016/j.ifacol.2018.08.474.

[30] A. Rasheed, O. San, e T. Kvamsdal, «Digital Twin: Values, Challenges and Enablers From a Modeling Perspective», *IEEE Access*, vol. 8, pp. 21980–22012, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2970143.

[31] P. Verboven, T. Defraeye, A. K. Datta, e B. Nicolai, «Digital twins of food process operations: the next step for food process models?», *Current Opinion in Food Science*, vol. 35, pp. 79–87, ott. 2020, doi: 10.1016/j.cofs.2020.03.002.

[32] Q. Qi *et al.*, «Enabling technologies and tools for digital twin», *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 58, pp. 3–21, gen. 2021, doi: 10.1016/j.jmsy.2019.10.001.

[33] «Evaluation of overall equipment effectiveness in the beverage industry: A case study | Request PDF», *ResearchGate*, Consultato: 3 ottobre 2026. [Online]. Disponibile su: https://www.researchgate.net/publication/254305596_Evaluation_of_overall_equipment_effectiveness_in_the_beverage_industry_A_case_study

[34] D. Rico, A. B. Martín-Diana, J. M. Barat, e C. Barry-Ryan, «Extending and measuring the quality of fresh-cut fruit and vegetables: a review», *Trends in Food Science & Technology*, vol. 18, fasc. 7, pp. 373–386, lug. 2007, doi: 10.1016/j.tifs.2007.03.011.

[33] «Full article: Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications». Consultato: 3 ottobre 2026. [Online]. Disponibile su: https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/21693277.2016.1192517

[34] D. Mourtzis, E. Vlachou, e N. Milas, «Industrial Big Data as a Result of IoT Adoption in Manufacturing», *Procedia CIRP*, vol. 55, pp. 290–295, gen. 2016, doi: 10.1016/j.procir.2016.07.038.

[34] D. Mourtzis, E. Vlachou, e N. Milas, «Industrial Big Data as a Result of IoT Adoption in Manufacturing», *Procedia CIRP*, vol. 55, pp. 290–295, gen. 2016, doi: 10.1016/j.procir.2016.07.038.

[35] E. Sisinni, A. Saifullah, S. Han, U. Jennehag, e M. Gidlund, «Industrial Internet of Things: Challenges, Opportunities, and Directions», *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 14, fasc. 11, pp. 4724–4734, nov. 2018, doi: 10.1109/TII.2018.2852491.

[36] J. Cheng, W. Chen, F. Tao, e C.-L. Lin, «Industrial IoT in 5G environment towards smart manufacturing», *Journal of Industrial Information Integration*, vol. 10, pp. 10–19, giu. 2018, doi: 10.1016/j.jii.2018.04.001.

[37] F. Zezulka, P. Marcon, I. Vesely, e O. Sajdl, «Industry 4.0 – An Introduction in the phenomenon», *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, fasc. 25, pp. 8–12, gen. 2016, doi: 10.1016/j.ifacol.2016.12.002.

[38] Y. Lu, «Industry 4.0: A survey on technologies, applications and open research issues», *Journal of Industrial Information Integration*, vol. 6, pp. 1–10, giu. 2017, doi: 10.1016/j.jii.2017.04.005.

[39] R. Y. Zhong, X. Xu, E. Klotz, e S. T. Newman, «Intelligent Manufacturing in the Context of Industry 4.0: A Review», *Engineering*, vol. 3, fasc. 5, pp. 616–630, ott. 2017, doi: 10.1016/J.ENG.2017.05.015.

[40] Y. Bouzembrak, M. Klüche, A. Gavai, e H. J. P. Marvin, «Internet of Things in food safety: Literature review and a bibliometric analysis», *Trends in Food Science & Technology*, vol. 94, pp. 54–64, dic. 2019, doi: 10.1016/j.tifs.2019.11.002.

[41] «ISA-95 Automation Pyramid Overview | PDF | Computer Standards | Regulation». Consultato: 3 ottobre 2026. [Online]. Disponibile su: https://it.scribd.com/document/943432676/ASI-03-2025V3

[42] L. Swanson, «Linking maintenance strategies to performance», *International Journal of Production Economics*, vol. 70, fasc. 3, pp. 237–244, apr. 2001, doi: 10.1016/S0925-5273(00)00067-0.

[43] T. Wuest, D. Weimer, C. Irgens, e K.-D. Thoben, «Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications», *Production & Manufacturing Research*, vol. 4, fasc. 1, pp. 23–45, gen. 2016, doi: 10.1080/21693277.2016.1192517.

[43] «Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications», *Production & Manufacturing Research*, Consultato: 3 ottobre 2026. [Online]. Disponibile su: https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/21693277.2016.1192517

[44] A. Rastpour e M. S. Esfahani, «Mathematical models for selection of optimal place and size of connections considering the time-value of money», *Eur J Oper Res*, vol. 200, fasc. 3, pp. 764–773, 2010, doi: 10.1016/j.ejor.2009.01.050.

[45] A. Mittal, S. G. Chatterjee, G. M. Scott, e T. E. Amidon, «Modeling xylan solubilization during autohydrolysis of sugar maple and aspen wood chips: Reaction kinetics and mass transfer», *Chem. Eng. Sci.*, vol. 64, fasc. 13, pp. 3031– 3041, 2009, doi: 10.1016/j.ces.2009.03.011.

[46] J.-H. Shin e H.-B. Jun, «On condition based maintenance policy», *Journal of Computational Design and Engineering*, vol. 2, fasc. 2, pp. 119–127, apr. 2015, doi: 10.1016/j.jcde.2014.12.006.

[47] J. U. Porep, D. R. Kammerer, e R. Carle, «On-line application of near infrared (NIR) spectroscopy in food production», *Trends in Food Science & Technology*, vol. 46, fasc. 2, Part A, pp. 211–230, dic. 2015, doi: 10.1016/j.tifs.2015.10.002.

[48] «(PDF) Intelligent Control in Drying», ResearchGate. Consultato: 3 ottobre 2026. [Online]. Disponibile su: https://www.researchgate.net/publication/328112364_Intelligent_Control_in_Dryi ng

[49] «PLM systems and the digital twin journey | McKinsey». Consultato: 3 ottobre 2026. [Online]. Disponibile su: https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/digital-twinsthe-art-of-the-possible-in-product-development-and-beyond

[50] T. Zonta, C. A. da Costa, R. da Rosa Righi, M. J. de Lima, E. S. da Trindade, e G. P. Li, «Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review», *Computers & Industrial Engineering*, vol. 150, p. 106889, dic. 2020, doi: 10.1016/j.cie.2020.106889.

[51] F. van den Berg, C. B. Lyndgaard, K. M. Sørensen, e S. B. Engelsen, «Process Analytical Technology in the food industry», *Trends in Food Science & Technology*, vol. 31, fasc. 1, pp. 27–35, mag. 2013, doi: 10.1016/j.tifs.2012.04.007.

[52] B. J. Dobraszczyk e M. P. Morgenstern, «Rheology and the breadmaking process», *Journal of Cereal Science*, vol. 38, fasc. 3, pp. 229–245, nov. 2003, doi: 10.1016/S0733-5210(03)00059-6.

[53] V. Alcácer e V. Cruz-Machado, «Scanning the Industry 4.0: A Literature Review on Technologies for Manufacturing Systems», *Engineering Science and Technology, an International Journal*, vol. 22, fasc. 3, pp. 899–919, giu. 2019, doi: 10.1016/j.jestch.2019.01.006.

[54] D. E. Dimla, «Sensor signals for tool-wear monitoring in metal cutting operations—a review of methods», *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 40, fasc. 8, pp. 1073–1098, giu. 2000, doi: 10.1016/S08906955(99)00122-4.

[55] J. Bokrantz, A. Skoogh, C. Berlin, T. Wuest, e J. Stahre, «Smart Maintenance: a research agenda for industrial maintenance management», *International Journal of Production Economics*, vol. 224, p. 107547, giu. 2020, doi: 10.1016/j.ijpe.2019.107547.

[55] H. S. Kang *et al.*, «Smart manufacturing: Past research, present findings, and future directions», *Int. J. of Precis. Eng. and Manuf.-Green Tech.*, vol. 3, fasc. 1, pp.

111–128, gen. 2016, doi: 10.1007/s40684-016-0015-5.

[56] M. M. Aung e Y. S. Chang, «Temperature management for the quality assurance of a perishable food supply chain», *Food Control*, vol. 40, pp. 198–207, giu. 2014, doi: 10.1016/j.foodcont.2013.11.016.

[57] M. Bevilacqua e M. Braglia, «The analytic hierarchy process applied to maintenance strategy selection», *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 70, fasc. 1, pp. 71–83, ott. 2000, doi: 10.1016/S0951-8320(00)00047-8.

[58] E. Glaessgen e D. Stargel, «The Digital Twin Paradigm for Future NASA and U.S. Air Force Vehicles», in *53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference
20th AIAA/ASME/AHS Adaptive Structures Conference
14th AIAA*, Honolulu, Hawaii: American Institute of Aeronautics and Astronautics, apr. 2012. doi: 10.2514/6.2012-1818.

[59] «The Digital Twin Paradigm for Future NASA and U.S. Air Force Vehicles | Structures, Structural Dynamics, and Materials and Co-located Conferences». Consultato: 3 ottobre 2026. [Online]. Disponibile su: https://arc.aiaa.org/doi/10.2514/6.2012-1818

[60] T. H.-J. Uhlemann, C. Lehmann, e R. Steinhilper, «The Digital Twin: Realizing the Cyber-Physical Production System for Industry 4.0», *Procedia CIRP*, vol. 61, pp. 335–340, gen. 2017, doi: 10.1016/j.procir.2016.11.152.

[61] M. Mathlouthi, «Water content, water activity, water structure and the stability of foodstuffs», *Food Control*, vol. 12, fasc. 7, pp. 409–417, ott. 2001, doi: 10.1016/S0956-7135(01)00032-9.

RINGRAZIAMENTI

Scusate non ho tempo per scrivere ringraziamenti particolarmente ricercati quindi considerateci ringraziati!