

L'ANALISI DEI DATI A SUPPORTO DELLE DECISIONI

Strategie data-driven per migliorare l'efficienza produttiva

Di seguito si esplorano le strategie data-driven all'interno del contesto produttivo presentando il modello di Smart Factory e le nuove frontiere dell'efficienza applicati a casi di studio reali e soluzioni industriali. Verrà dimostrato come l'attuale rivoluzione digitale rappresenti un reale valore aggiunto a livello aziendale in quanto consente di ridurre i costi automatizzando i processi e ottimizzando l'efficienza produttiva.

Alessio Passalacqua,
Caterina Durante,
Mario Li Vigni

Le incertezze sulla disponibilità delle materie prime, la volatilità dei costi energetici dovuti alla instabilità geo-politica e la pressione incessante della concorrenza globale hanno da tempo contribuito, in un contesto industriale, ad un cambiamento globale verso l'innovazione e l'efficienza produttiva. Quest'ultime vedono le loro basi in strategie note come *data-driven strategies* che si avvalgono dell'utilizzo e dell'analisi dei così detti *Big Data* per ottenere risposte efficienti ed immediate per le diverse esigenze produttive [1].

net of Things, IoT, si possono avere rilevamenti a basso costo e nuovi livelli di connettività; con le tecniche avanzate di analisi di dati (connubio tra le tecnologie dei *Big Data* e le metodologie di *machine learning*) è possibile ottenere sofisticate ed efficienti analisi predittive.

L'*Industry 4.0* non si basa su tecnologie nuove, ma sulla loro evoluzione e sulla loro combinazione. Pertanto, queste tecnologie possono essere adottate in ambito industriale con costi ragionevoli e con sforzi di integrazione sostenibili.

2. Smart factory

Una Smart Factory è un modello di azienda che promuove la trasmissione e la condivisione in *real-time* delle informazioni e implica l'utilizzo della strategia decisionale *data-driven*, sia a livello operativo che strategico, al fine di creare le condizioni ideali per l'ottimizzazione e l'efficienza operativa [2]. In questo modo è possibile prevedere, prevenire e allo stesso tempo anticipare operazioni correttive, garantendo un efficace funzionamento del sistema produttivo.

Nella visione del modello di una *Smart Factory* non è previsto uno sviluppo verticale della catena delle decisioni: la soluzione si sviluppa in maniera orizzontale. Le informazioni di tutti i reparti vengono convogliate ed analizzate per fornire le soluzioni necessarie a supportare le decisioni in modo tempestivo, come rappresentato nello schema della ► **figura 1**. Una struttura organizzativa intelligente, che va a sostituire un sistema decisionale verticale e locale.

In questo paradigma di *Smart Factory*, le risorse umane ricoprono un ruolo di grande importanza perché permettono di creare un ambiente collaborativo multidisciplinare, necessario per facilitare

il trasferimento delle conoscenze, trasformare le informazioni in azioni e le intuizioni in nuove conoscenze. Infine, ma non per ordine di importanza, è chiaro come tale trasformazione richieda una nuova generazione dei dipartimenti IT attrezzati con sensori IoT all'avanguardia e tecnologie *Big Data* in grado di gestire un intenso flusso di dati in *real-time*. Il successo di tali strategie richiede l'impegno costante del top management a consentire cambiamenti nei processi, il coinvolgimento attivo delle risorse operative, la disponibilità dei dati, la collaborazione interdipartimentale e un cambiamento della struttura organizzativa decisionale.

L'efficacia delle applicazioni del *data-driven*, come sarà descritto nella Sezione 3, è stata dimostrata in diversi contesti ed in diverse aree aziendali, tra cui la produzione, la logistica, la manutenzione e la diagnosi della qualità e la gestione dell'efficienza energetica. Alcuni di questi vantaggi saranno meglio illustrati mediante un caso reale di produzione industriale in ambito alimentare, considerando le principali problematiche e le fasi di approccio utili per un intervento efficace e risolutivo. In particolare, saranno riportati i vantaggi in termini pratici ed economici dell'applicazione dell'approccio *data driven* nei diversi step del ciclo di produzione di una nota azienda multinazionale leader nella produzione di prodotti da forno, nella fattispecie pane, impiegato nella ristorazione *fast-food*.

3. Soluzioni data driven per l'efficienza produttiva

3.1 Classificazione materie prime

Nelle produzioni industriali è sempre più complesso monitorare la qualità dei lotti delle materie prime in entrata (volumi ingenti, rappresentatività del campionamento, tempi ristretti ecc.). Pertanto, è in continuo aumento il rischio di accettare lotti di materie prime che sembrerebbero nelle specifiche richieste ma che intrinsecamente, per diverse ragioni, potrebbero non presentare le caratteristiche ideali per il processo, compromettendo la qualità del prodotto finito. Dotarsi di un sistema di riconoscimento/controllo immediato 'sul campo' delle materie prime in ingresso porta ad un notevole risparmio in termini di riduzione dei difetti e costi di rilavorazione. Nell'azienda monitorata nel presente lavoro, l'aspetto relativo alle materie prime, in particolare la farina, ricopre uno dei ruoli fondamentali nel conferire al pane le qualità richieste. Infatti, diverse fonti di variabilità possono cambiare le proprietà dei lotti di farina in ingresso, quali ad esempio il fornitore, la miscela di grani utilizzata e le condizioni ambientali. Le quantità di farina processate annualmente, superiori alle decine di migliaia di tonnellate, rendono particolarmente sensibili da un punto di vista economico le problematiche a carico di tale materia prima.

In questo contesto, l'approccio *data-driven* è stato sviluppato considerando i dati reologici a disposizione dell'azienda ed è risultato uno strumento potente per comprendere le relazioni di somiglianza e differenza tra i lotti di farina ricevuti. In primis, la strategia adottata è 'a costo zero' da un punto di vista dell'ottenimento di dati (sono utilizzate informazioni già a disposizione secondo le diverse normative europee del settore). Inoltre, tutti i dati reologici sono stati utilizzati per ottenere delle *smart chart* (cfr ► **figura 2**) basate su algoritmi matematico-statistici, con interfacce intuitive ed interat-

tive che permettono di aumentare la velocità di interpretazione dei dati a disposizione e, di conseguenza, la velocità decisionale. Da un punto di vista pratico, queste *smart chart* permettono di quantificare il grado di differenza di nuovi campioni rispetto a quelli già utilizzati in produzione e di individuare le variabili reologiche per le quali sono anomali. Questo sistema è importante perché viene utilizzato dagli operatori per classificare le materie prime e utilizzarle al meglio nelle fasi di produzione [3]. Infine, l'utilizzo di questo approccio ha portato notevoli vantaggi economici in quanto ha permesso a priori di individuare on line lotti di farina non adeguati prima della loro messa in produzione.

3.2 Processo: ottimizzazione, controllo e ricerca anomalie

In un processo produttivo, la presenza di un'anomalia o di una deriva è un aspetto di criticità elevata poiché potrebbe portare ad una scarsa qualità del prodotto finale e/o ad un elevato numero di prodotti non conformi agli standard prefissati. I costi legati a un prodotto difettoso e non conforme possono essere di diversa entità e a parità di prodotto dipendono dal ritardo in cui l'anomalia viene riscontrata. Se l'anomalia è rilevata durante il controllo qualità, i costi aggiuntivi sono dovuti alla rilavorazione o alla produzione ex-novo del prodotto. Se l'anomalia viene identificata solo a seguito dell'immissione del prodotto difettoso sul mercato, i costi diretti e indiretti sono di gran lunga maggiori e possono causare perdite elevate in relazione al danno creato su terzi, cose o persone.

Individuare per tempo un'anomalia significa innalzare la qualità dei prodotti per ridurre drasticamente i rischi dei costi inaspettati. Il sistema di rilevamento delle anomalie basato sul "Multivariate Statistical Process Control" (MSPC) consente di individuare in *real-time* le anomalie nel processo produttivo e le possibili cause responsabili della difformità [4].

A differenza delle carte di controllo univariate (Shewhart Charts), questo sistema è in grado di prendere contemporaneamente in considerazione tutte le variabili coinvolte nel processo. Questo aspetto è di notevole importanza, dal momento che, nella maggior parte dei processi produttivi, un'anomalia è generata non tanto da uno o più variabili ma dall'effetto combinato di diversi fattori che, pur

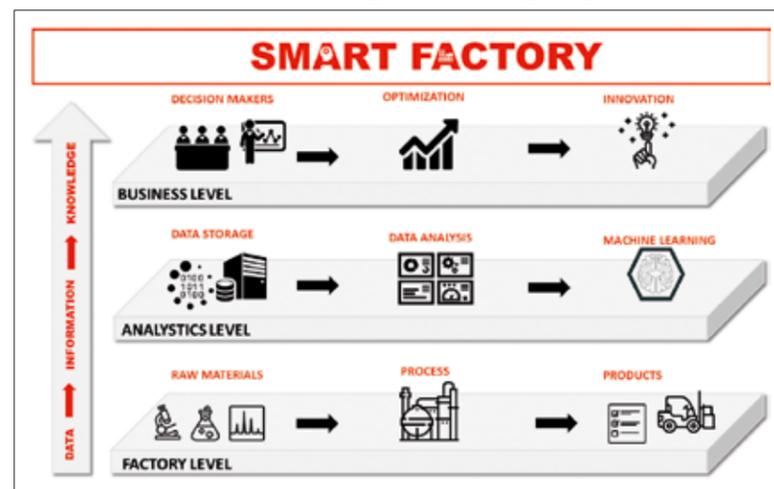


Figura 1 – Rappresentazione schematica del framework alla base della Smart Factory

GLI AUTORI

A. Passalacqua, Produzione Perfetta - Modena (MO); C. Durante, M. Li Vigni, ChemStamp S.r.l. - Modena (MO).

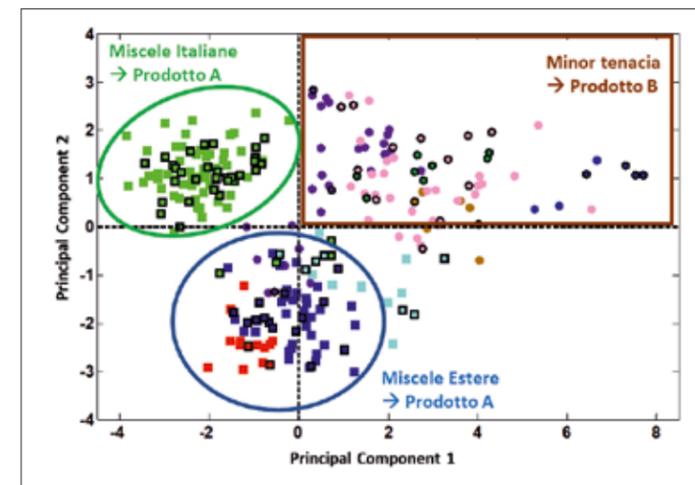


Figura 2 - Sistema di controllo delle farine impiegate nella produzione di panini

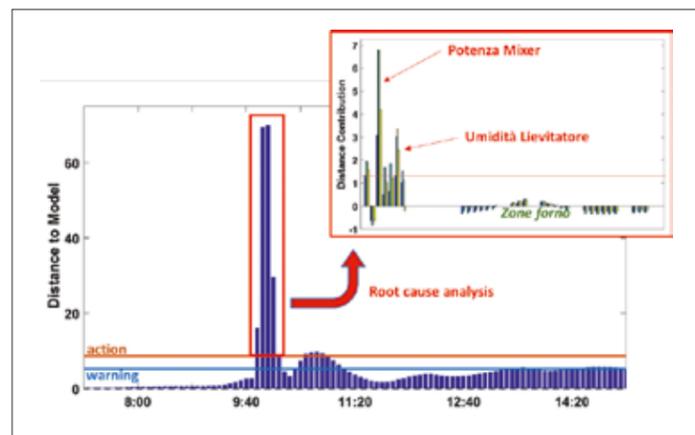


Figura 3 - Sistema di controllo e di ricerca anomalie nel processo di cottura relativo alla produzione di panini

variando nel range prestabilito, possono contribuire alla sua origine. Di conseguenza, il concetto di 'limite di normalità' su cui si basano le carte di controllo univariato perde di significato quando le variabili di un processo sono tra loro correlate. Le strategie MSPC consentono di migliorare il know-how produttivo, di avere informazioni disponibili in *real-time* e segnalano anomalie che, se tempestivamente identificate, prevengono la formazione dei prodotti difettosi, riducendo gli scarti e naturalmente i costi di produzione. Nel processo di produzione dell'azienda investigata sono stati analizzati i dati relativi alla miscelazione (i.e. ingredienti), alla lievitazione in atmosfera controllata e alla cottura in forno. In particolare, questi dati sono stati combinati per avere una visione globale del sistema in studio ed utilizzati per sviluppare un sistema di rilevamento on-line mediante strategia MSPC. A titolo esemplificativo, si riporta il funzionamento del sistema sviluppato (cfr ► figura 3) durante il monitoraggio di una giornata di produzione dell'azienda. Come si evince dalla ► figura 3, la produzione presenta diverse anomalie. Dopo aver individuato e codificato le anomalie, questo sistema, restringendo il campo di azione, permette all'operatore di intervenire tempestivamente per modificare i parametri di processi coinvolti riportando il processo entro i limiti di normalità. Il risparmio economico, in termini di scarti, è evidente considerando che la produzione media di pane presso lo stabilimento raggiunge il milione di pezzi al giorno: un'ora di produzione fuori controllo corrisponde all'incirca a più di quarantamila unità di prodotto perse. Infine, quando dalla produzione ci si sposta all'impostazione dei valori corretti dei diversi parametri (tempi, temperature ecc.), è chiaro come anche i settaggi incidano, in vario modo, sui costi e sulla produttività di un processo. Per l'ottimizzazione di tali parametri è possibile sviluppare dei modelli predittivi tramite l'ausilio di tecniche di Disegno Sperimentale (DoE) grazie alle quali è possibile selezionare le variabili di input principali ed individuare le condizioni ottimali mediante una pianificazione sistematica delle prove da effettuare [5].

3.3 Controllo Qualità: "virtual metrology", "soft sensor" e classificazioni di immagine

Il controllo qualità è sicuramente un nodo cruciale per l'efficienza di

una produzione. Nei reparti dedicati alla qualità si testano i prodotti, si cercano le cause dei difetti e si acquisiscono le conoscenze per lo sviluppo e l'innovazione. Ottimizzare il controllo qualità significa ridurre il tempo di esecuzione dei test o delle procedure di verifica, ridurre il costo delle prove, sviluppare delle metodiche più veloci o avere una conoscenza in *real-time* della qualità di un prodotto o semi-lavorato.

È proprio in questo contesto che trovano un ampio utilizzo le strategie *data-driven* note come *Virtual Metrology* (VM) e *Softsensor*. Nel caso di proprietà costose da misurare in termini economici e temporali, l'utilizzo di queste tecniche consente la conoscenza di una stima delle misure non realmente eseguite. Tali modelli permettono la previsione delle variabili metrologiche post-processo utilizzando informazioni sullo stato del processo e i dati dei sensori. I modelli predittivi possono potenzialmente eliminare lo svolgimento dei test, prevedendo in anticipo la qualità del prodotto finito [6].

Nel controllo del processo industriale, alcune qualità del prodotto e variabili chiave potrebbero essere difficili da misurare in linea e in continuo a causa di limitazioni tecniche o economiche. I *Softsensor*, il cui funzionamento è schematizzato nella ► figura 4, sono basati su variabili di processo di facile acquisizione e forniscono una stima *on-line* stabile e affidabile delle variabili importanti al fine del controllo qualità.

Nel processo di produzione industriale di pane è stato sviluppato un *Softsensor* basato sulla spettroscopia NIR (vicino infrarosso) per monitorare il processo di lievitazione direttamente sull'impasto, acquisendo segnali spettrali ad intervalli regolari. Tale approccio va a supportare l'esperienza dell'operatore che è in grado di valutare, anche se non sempre in modo sistematico e quantificabile, l'intero processo. I segnali elaborati hanno permesso di individuare il mix di farine in grado di sostituire quella di riferimento in caso in cui la farina di riferimento non fosse disponibile o economicamente conveniente [7].

Un altro aspetto del controllo qualità è legato ai difetti estetici del prodotto finito la cui verifica è solitamente affidata al controllo

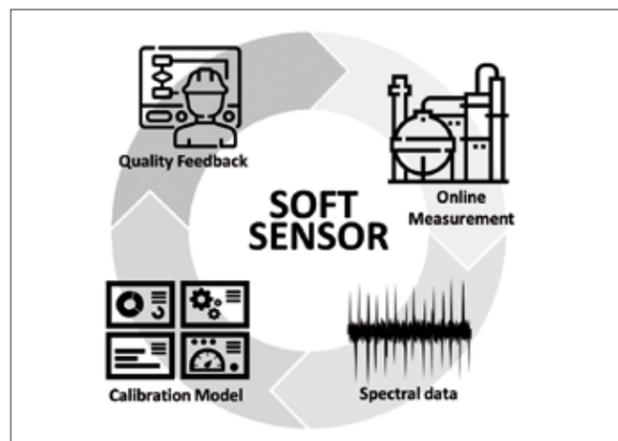


Figura 4 - Schema del funzionamento di una strategia di Softsensor. Analisi on-line e real-time di segnali spettrali per la previsione delle proprietà di qualità tramite modello di calibrazione

umano. Tale procedura ha limiti legati alla gestione di tali risorse, l'affidabilità e la riproducibilità del giudizio ed è limitante nelle grosse produzioni. La visione artificiale implementa modelli predittivi basati sui potenti algoritmi di *deep learning* ed è in grado di riconoscere in automatico le difettosità consentendo di automatizzare i processi produttivi.

Nel *case study*, il prodotto finito è valutato con parametri di conformità relativi alle dimensioni ed alla tonalità del colore. L'analisi delle immagini tramite modelli predittivi permette di valutare l'aspetto e le dimensioni del prodotto in modo rapido e diretto, e di confrontarli con i valori target. Tale sistema di previsione, acquisendo segnali con camere multispettrali, esplora la superficie anche dal punto di vista chimico [8]. Una volta localizzato il difetto (ad esempio, piccole bolle chiare diffuse) sulla superficie, il modello, che tiene in considerazione i parametri di processo a monte, permette di comunicare all'operatore che un determinato ingrediente della ricetta deve essere aggiunto in quantità o in modo differente per correggere la problematica. Tale sistema di controllo e diagnosi è schematizzato nella ► figura 5 e da un punto di vista pratico è uno strumento, oggettivo, automatizzato, pratico (si tratta di analisi di immagini che possono essere acquisiti anche da semplici dispositivi o sensori mobili) nonché un ottimo supporto agli operatori addetti al controllo di qualità.

3.4 Impianti: manutenzione predittiva ed efficienza energetica

Gli impianti e i macchinari industriali, se non ben mantenuti, possono causare fermi macchina con conseguente interruzione della produzione, peggioramento della qualità del prodotto, aumento degli scarti della produzione e dei costi dovuti alla rilavorazione, a maggiori costi energetici causati da funzionamenti non efficienti ecc. Pertanto, la principale necessità degli operatori è mantenere le macchine in produzione il più possibile efficienti ed operative o quantomeno controllarne oggettivamente le *performance*.

I modelli predittivi basati sulle tecniche di predittive maintenance, o manutenzione predittiva, rispondono a queste esigenze perché capaci di prevedere in anticipo la rottura di un determinato componente con un notevole guadagno in termini di utilizzo efficiente della macchina e un risparmio sui costi di gestione [9]. L'identificazione preventiva dei problemi con la manutenzione predittiva consente di migliorare diversi aspetti riguardanti la qualità, l'efficienza e la *supply chain*.

Un altro aspetto non trascurabile negli impianti di produzione è il costo energetico. I costi relativi all'energia sono in continuo aumento, per questo l'efficienza energetica è diventata per le aziende un'esigenza primaria ed essenziale per rimanere competitivi. In particolare, nei processi energivori, come nell'industria ceramica, metallurgica, plastica, alimentare, una piccola inefficienza può portare ad una spesa economica maggiore che va ad erodere i margini di guadagno.

I modelli di *machine learning* sviluppati grazie alle strategie *data-driven*, possono aiutare l'ottimizzazione e il miglioramento dell'efficienza energetica e la selezione dei migliori setup di processo [10].

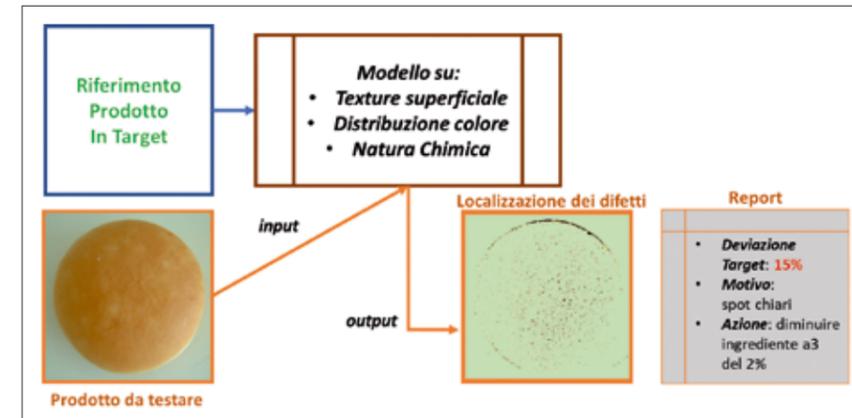


Figura 5 - Schema illustrativo del sistema di controllo qualità tramite visione artificiale per il riconoscimento dei difetti relativo alla produzione di panini

4. Conclusioni

Formulare soluzioni basate su strategie *data-driven* è un investimento strategico di primaria importanza nei processi di produzione come evidenziato in questo lavoro. Il livello di digitalizzazione derivato dalla produzione intelligente può favorire trasformazioni radicali, la nascita delle *Smart Factory*, e creare nuove opportunità di business.

I benefici nell'applicazione delle strategie *data-driven* possono essere riassunti in: (i) ottimizzazione dei processi e delle risorse, (ii) capacità di adattarsi a nuove situazioni o a dei cambiamenti non previsti, (iii) disponibilità e fruibilità dell'informazione per una risposta rapida ed efficace (iv) capacità di agire in modo proattivo (v) competitività sul mercato e (vi) vantaggi economici in termini anche di riduzione degli scarti e dei tempi di produzione.

Questa panoramica ha evidenziato che l'intelligenza artificiale applicata ai sistemi produttivi è una delle forze motrici di questa nuova rivoluzione industriale e sarà un fattore chiave nella prossima ondata di innovazione economica.

Bibliografia

- [1] J. Lee, E. Lapira, B. Bagheri, H. Kao, *Manufacturing Letters*, 1 (2014), 38-41.
- [2] P. O'Donovan, K. Leahy, K. Bruton, D. T. J. O'Sullivan, *Journal of Big Data*, (2015), 2-25.
- [3] M. Li Vigni, C. Durante, G. Foca, A. Marchetti, A. Ulrici, M. Cocchi, *Anal. Chim. Acta*, 642 (2009), 69-76.
- [4] T. Kourti, *IEEE Contr. Syst. Mag.*, 22.5 (2002), 10-25.
- [5] M. Montorsi, C. Mugoni, A. Passalacqua, A. Annovi, F. Marani, L. Fossa, R. Capitani, T. Manfredini, *Ceram. Int.*, 42 (2016), 1459-1469.
- [6] A. Khan, J. Moyne, D. Tilbury, *J. Process Contr.*, 18 (2008), 961-974.
- [7] M. Li Vigni, M. Cocchi, *Anal. Chim. Acta*, 642 (2009), 69-76.
- [8] M. Li Vigni, J. M. Prats-Montalban, A. Ferrer, M. Cocchi, *J. Chemometr.*, submitted.
- [9] J. Lee, H.-A. Kao, S. Yang, *Procedia CIRP*, 16 (2014), 3-8.
- [10] G. Kant, K. S. Sangwan, *Procedia CIRP*, 26 (2015), 403-407.