

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

Effetti della digitalizzazione sulle pratiche di controllo qualità



Relatore

Prof. Fiorenzo Franceschini

Candidato

Alessia Accogli

Luglio 2022

INDICE

Lista acronimi	4
INTRODUZIONE	6
1. DIGITALIZZAZIONE E INDUSTRIA 4.0	8
1.1. La trasformazione digitale delle industrie moderne	10
1.2. Integrazione e comunicazione	12
2. CONTROLLO QUALITÀ E DIGITALIZZAZIONE	18
2.1. <i>Quality Control</i> : la storia, i Paesi e i settori maggiormente attivi.....	18
2.2. Cosa si intende per controllo della qualità	20
2.3. Il controllo qualità prima e dopo la trasformazione digitale	21
2.4. Software MES a supporto del controllo qualità	24
2.5. Dal campionamento al controllo a tappeto	26
2.6. L'influenza della trasformazione tecnologica laddove il controllo campionario permane.....	27
2.7. Livelli incrementali di digitalizzazione e automazione nelle pratiche di controllo qualità	36
2.8. I limiti della tecnologia e alcune criticità ad essa correlate	41
2.9. L'evoluzione dei metodi di controllo statistico di processo guidata dai <i>Big Data</i>	51
3. TRACCIABILITÀ E SISTEMI DI IDENTIFICAZIONE	63
3.1. Tracciabilità della catena e tracciabilità interna	63
3.2. L'importanza di un'accurata tracciabilità e dell'identificazione a livello di Singolo articolo	67
3.3. Tracciabilità interna e il suo legame con il controllo qualità	72
3.4. Diverse tipologie di etichettatura	75
4. SISTEMI DI ISPEZIONE E CONTROLLO QUALITÀ	80
5. ISPEZIONE E CONTROLLO NELLE INDUSTRIE ALIMENTARE, FARMACEUTICA E COSMETICA	82
5.1. Selezionatrici ponderali	82
5.2. <i>Metal detector</i>	88
5.3. Sistemi a Raggi X	93
5.4. Una proposta per l'ispezione di materiale sfuso attraverso l'analisi dell'iniezione di flusso, l'utilizzo di reagenti chimici e sistemi visivi o spettrofotometri UV.....	102
5.5. Una soluzione integrata di sensori passivi e <i>tag</i> RFID per la tracciabilità e l'assicurazione della qualità degli alimenti lungo tutta la <i>supply chain</i>	105

6. ISPEZIONE E CONTROLLO NELL'INDUSTRIA MANIFATTURIERA	108
6.1. Macchine di misura a coordinate	109
6.2. Dispositivi di visione	122
6.2.1. Ispezione nei processi di assemblaggio attraverso la combinazione di RFID e sistemi di visione	133
7. INTELLIGENZA ARTIFICIALE E AUTOMATIZZAZIONE DELLE PRATICHE DI CONTROLLO QUALITÀ.....	139
7.1. Sistemi esperti	139
7.1.1. Analisi di un sistema esperto distribuito per il controllo qualità di materiali di flusso	140
7.1.2. Sistemi esperti per la pianificazione automatica delle ispezioni su prodotti discreti con macchine di misura a coordinate	143
7.2. Reti neurali e <i>Deep Learning</i>	152
7.2.1. Un esempio applicativo di reti neurali in un processo multistadio per il monitoraggio real-time della qualità del prodotto e dello stato di salute dei macchinari	157
7.2.2. Applicazione di un <i>framework</i> olistico e “intelligente” basato sul <i>Machine Learning</i> per il controllo del prodotto, il monitoraggio e la manutenzione del processo	164
CONCLUSIONI.....	169
Bibliografia	173
Sitografia	176

LISTA ACRONIMI

AQL: *Acceptance Quality Level*

CAD: *Computer-Aided Design*

CAE: *Computer-Aided Engineering*

CAI: *Computer-Aided Inspection*

CAIP: *Computer-Aided Inspection Planning*

CAM: *Computer-Aided Manufacturing*

CD: *Correct Detection*

CMM: *Coordinate Measuring Machines*

CNC: *Computer Numerical Control*

CPS: *Cyber-Physical System*

CT: *Computed Topography*

DPCA: *Demixed Principal Component Analysis*

ERP: *Enterprise Resource Planning*

FD: *False Detection*

FIA: *Flow Injection Analysis*

FN: *False Negatives*

FP: *False Positives*

HMI: *Human-Machine Interface*

ICT: *Information and Communication Technologies*

IGES: *Initial Graphics Exchange Specification*

IoT: *Internet of Things*

ISO: *International Organization for Standardization*

IT: *Information Technologies*

LSL: *Lower Specification Limit*

LTPD: *Lot Tolerance Percentage Defective*

MD: *Missed Detection*

ME: *Mean Error*

MES: *Manufacturing Execution System*

MSPM: *Multivariate statistical process monitoring*

NPL: *Non Performing Loans*

OCR: *Optical Character Recognition*

OIML: *Organizzazione Internazionale di Metrologia Legale*

OT: *Operational technology*

PC: *Principal Component*

PCA: *Principal Component Analysis*
PEID: *Product-Enabled Information Devices*
PLC: *Programmable Logic Controller*
PLM: *Product Lifecycle Management*
PLS: *Partial Least Squares*
RFID: *Radio-Frequency Identification*
RMSE: *Root Mean Squared Error*
SAP: *System Applications and Products in data processing*
SCADA: *Supervisory Control and Data Acquisition*
SPA: *Statistics Pattern Analysis*
SPC: *Statistical Process Control*
SPE: *Squared Prediction Error*
TF: *Tolerance of Form*
TL: *Tolerance of Length*
TLC: *Tolerance of Location*
TN: *True Negatives*
TO: *Tolerance of Orientation*
TP: *True Positives*
TQC: *Total Quality Control*
USL: *Upper Specification Limit*
URL: *Uniform Resource Locator*

INTRODUZIONE

La trasformazione digitale e tecnologica sta rivoluzionando il modo di produrre e concepire l'industria; nello specifico il seguente elaborato di tesi mira a valutarne le applicazioni e gli effetti nell'ambito del *quality control*.

Dopo una prima prefazione che introduce il lettore ai concetti di digitalizzazione e “Industria 4.0”, enunciandone gli attori imprescindibili che stanno alla base di essi, verranno analizzati gli importanti benefici che è possibile trarre dal loro sfruttamento e i requisiti affinché quest'ultimo induca al successo sperato. Il superamento del tradizionale modello di comunicazione gerarchico vedremo appunto essere uno dei fattori critici per un'efficace implementazione del digitale: la creazione di un ecosistema produttivo olistico e interconnesso e la dissoluzione della cosiddetta piramide dell'automazione verranno opportunamente analizzate nell'ultimo paragrafo del primo capitolo.

Nel Capitolo 2 i temi di digitalizzazione e innovazione tecnologica verranno trattati con un *focus* specifico sulle pratiche di controllo qualità; per cui, dopo un breve preambolo circa il concetto di “qualità” e la sua continua evoluzione, le moderne procedure per la validazione della qualità del prodotto verranno messe a confronto con quelle passate, antecedenti all'avvento del digitale. Vedremo come il trattamento dei dati sulla qualità in formato digitale e l'integrazione tra *software* e sistemi concessa dall'IoT abbiano apportato enormi migliorie, in termini di efficienza ed efficacia, ai processi di controllo qualità rispetto alla convenzionale gestione manuale e su carta di informazioni di natura analogica. Analizzeremo anche alcune criticità legate al digitale, come la perdita di contenuto informativo e la “rumorosità” conseguenti al processo di conversione dei segnali analogici in dati digitali discreti.

Una breve sezione sarà poi dedicata alla presentazione del *software* MES (*Manufacturing Execution System*), di recente introduzione in ambito industriale: esso, generando un ponte comunicativo tra i livelli manageriali e quelli operativi, può prestare un valido supporto alle attività di controllo qualità. Dopodiché, l'elevata velocità di ispezione e di gestione di enormi quantità di dati realizzabile per mezzo della tecnologia moderna ci permetterà di giustificare la sempre più diffusa tendenza ad abbandonare le modalità di controllo campionarie per abbracciare un'ispezione totale della produzione.

Verrà fatta chiarezza sulla distinzione e il legame tra i termini “digitalizzazione” e “automazione”, descrivendone i diversi livelli di maturità realizzabili nell'ambito dei processi aziendali di *quality control*. Infine, vedremo come i *big data* abbiano favorito l'adozione di metodi di controllo statistico multivariato in sostituzione ai più antichi metodi univariati.

Nel capitolo successivo si è deciso di trattare il tema della tracciabilità in quanto, oggi più che mai, l'adozione di un efficace sistema di identificazione di prodotti e componenti è diventato un requisito imprescindibile che sta alla base delle moderne procedure ispettive digitalizzate e ad elevato grado di automazione. Dopo una prima delucidazione sui concetti di “tracciabilità della catena” e “tracciabilità interna”, e nello specifico sul legame tra quest'ultima e le pratiche di controllo qualità, si procederà elencando i diversi metodi di etichettatura e identificazione degli *item* di produzione, da quelli più semplici ed elementari a quelli più sofisticati ed innovativi.

Il Capitolo 4 ha scopo introduttivo ai dispositivi di ispezione, dei quali verranno enunciate le due modalità di funzionamento cosiddette “a contatto” e “senza contatto”.

Nei due capitoli successivi ci si addenterà nella presentazione degli strumenti di controllo qualità maggiormente utilizzati oggi nei settori alimentare, farmaceutico e della cosmesi e nelle produzioni manifatturiere: nello specifico ci concentreremo nell'analisi di selezionatrici ponderali, *metal detector*, tecnologie a raggi X, macchine di misura a coordinate e dispositivi di visione. Al termine di ciascun capitolo, i vantaggi apportati dalle moderne soluzioni digitali e interconnesse rispetto alle tradizionali procedure di natura analogica e *stand-alone* assumeranno maggior concretezza grazie alla menzione e illustrazione di alcuni risultati di ricerca ed esempi di effettiva implementazione.

Nell'ultimo capitolo verrà trattato il tema dell'*Artificial Intelligence*, con riferimento alle due principali tecnologie nelle quale effettivamente si realizza tale disciplina: i sistemi esperti e le reti neurali artificiali. Infine, anche in questo caso, verranno presentati alcuni casi esemplificativi di effettiva implementazione di sistemi “intelligenti” nell'ambito del *quality control* per dimostrarne il potenziale applicativo. Vedremo infatti come tali tecnologie, simulando e potenziando le logiche del ragionamento umano siano in grado di sostituirsi a quest'ultimo permettendo un elevato grado di automazione dei processi di controllo qualità, oltre che maggior velocità e accuratezza nell'analisi dei dati e nel processo decisionale.

1. DIGITALIZZAZIONE E INDUSTRIA 4.0

Negli ultimi 10-15 anni la vita di ognuno di noi è stata letteralmente rivoluzionata dall'avvento di nuove soluzioni che incorporano tecnologie digitali; Internet e le applicazioni scaricabili sui dispositivi cellulari ne costituiscono un esempio.

Il termine “digitalizzazione” è ormai considerato di uso comune e noto a tutti, ma ne conosciamo il vero significato? A tal proposito Alf J. Isaksson (*et al.*), in un articolo pubblicato nel 2018, definisce la digitalizzazione come l'insieme di nuove opportunità offerte dall'utilizzo di una maggior quantità di dati in un nuovo formato, i cosiddetti “*Big Data*”, infrastrutture di comunicazione e potenza di calcolo.

Nei settori produttivi, i concetti di automazione e digitalizzazione vengono racchiusi all'interno dell'espressione “Industria 4.0”; con essa si fa riferimento alla quarta rivoluzione industriale che seguì le precedenti tre, rammentate per l'introduzione della meccanizzazione, dell'elettrificazione e dell'informatizzazione.

La locuzione di “Industria 4.0” fu ideata nel 2011 in Germania da un gruppo di scienziati; tuttavia l'inizio del processo di digitalizzazione all'interno delle industrie risale a molto prima: già negli anni '70 iniziarono a diffondersi i primi controllori a microprocessore e i sistemi di controllo distribuiti. Negli anni '90 maggiori opportunità comunicative furono rese possibili grazie all'avvento di *Internet* e dell'*Information Technology*.

Le odierne tecnologie di produzione incorporano funzionalità di *Data Analytics*, automazione, interfacce interattive e connettività, impensabili prima dell'avvento della digitalizzazione, che hanno trasformato il modo di gestire le *operation* all'interno delle aziende produttive, così come le modalità di comunicazione intra-organizzativa (Elg *et al.*, 2020).

Lo sviluppo tecnologico industriale è guidato dall'obiettivo di combinare *l'Information Technology* e *Internet* con i tradizionali processi industriali, sfruttando tecnologie avanzate che hanno a che fare con sistemi *cyber-fisici*, *l'Internet of Things*, automazione, interazione uomo-macchina, *cloud computing*, *cognitive computing* e intelligenza artificiale. Questi strumenti, se opportunamente implementati, sono potenzialmente in grado di aumentare in maniera esponenziale l'interconnettività tra prodotti, macchine e operatori, creando una nuova catena del valore totalmente digitalizzata.

Come appena esplicitato, i sistemi *cyber-fisici* (CPS) e *l'Internet of Things* (IoT) sono sicuramente due degli elementi chiave dell'Industria 4.0. Il significato del termine “CPS” verrà chiarito nel capitolo seguente; tuttavia, esso è fortemente legato al concetto di IoT. Con quest'ultimo si fa riferimento ad una stretta interrelazione e mappatura reciproca di qualsiasi cosa appartenente al mondo fisico con il mondo virtuale, in qualsiasi momento. Attraverso questa

connessione intelligente, la singola unità produttiva reale evolve parallelamente e contemporaneamente ad una sua copia virtuale, il cosiddetto gemello digitale. Va sottolineato che la creazione di un vero e proprio modello computerizzato tridimensionale del prodotto vede prevalentemente protagonista l'industria manifatturiera e produzioni di alto valore, come quella automobilistica. Altri settori, caratterizzati da beni non discreti e/o di scarso valore, sono soliti rinunciare ad una tracciabilità a livello di singoli *item*, in quanto reputata antieconomica; essi eventualmente limitano la costruzione di un *Digital Twin* al solo impianto produttivo, al fine di controllarne il funzionamento e lo stato di salute.

Le nuove tecnologie della comunicazione e dell'informazione (ICT) agiscono come abilitatori delle cosiddette *smart factory*, industrie in grado di apprendere autonomamente e adattare la produzione alle circostanze e alle necessità vigenti (Modrák *et al.*, 2020); l'ICT consente inoltre l'acquisizione e la condivisione dei dati. Questi ultimi si discostano dalla concezione tradizionale di annotazione cartacea: le informazioni vengono raccolte dalle moderne tecnologie di ispezione in formato digitale e presentano un'estensione in termini di volumi, velocità e fonti di derivazione tali da renderle ingestibili al solo intervento umano.

La continua e costante rilevazione di dati dinamici durante il processo produttivo non è l'unico fattore che concorre all'incremento della mole di dati da gestire; essi, infatti, sono accompagnati da parametri necessari per configurare il sistema e per la sua gestione da remoto, nonché per automatizzare i processi produttivi e ispettivi. Infine, essenziale è la memorizzazione di informazioni statiche di *input* quali quantità, elenchi di componenti del prodotto, materiali, rotte, disegni e tolleranze dettate dagli *standard* di qualità.

Il *cloud computing* interviene per facilitare lo sfruttamento dei *big data*, consentendone il filtraggio, l'aggregazione, il *clustering*, l'analisi e supportando la visualizzazione dei risultati.

Con l'espressione "*cloud computing*", o più semplicemente "*Cloud*", si fa riferimento ad un *pool* di risorse di elaborazione configurabili, come *server*, reti, *storage*, strumenti di sviluppo o applicazioni a cui possono accedere diverse organizzazioni. L'utilizzo di modelli *cloud*, abilitato da reti *Internet*, ha incentivato l'adozione e l'utilizzo di strumenti informatici, la cui condivisione ne aumenta l'accessibilità dal punto di vista economico.

Grazie all'ausilio di sofisticati metodi statistici e digitali di elaborazione, all'accesso *on-line* ad informazioni prima difficilmente accessibili e ad una potenza di calcolo teoricamente illimitata, il valore e la *knowledge* estratti dai dati risultano massimizzati. Le piattaforme *cloud* disponibili in commercio offrono inoltre funzionalità di *data mining*, in grado di effettuare analisi multi-periodali sui dati storici archiviati in appositi *data center store*, accessibili ovunque e in qualsiasi momento.

Ma i benefici portati dalle tecnologie *cloud* non sono finiti: servizi di assistenza tecnologica e interfacce utente intelligenti supportano gli operatori nello svolgimento delle proprie mansioni, aumentando l'efficienza produttiva e mitigando il rischio di errore. Queste soluzioni di *Human*

Machine Interface (HMI) rendono possibile l'utilizzo dei macchinari e il controllo della produzione da remoto, e generano una simbiosi tra l'uomo e la crescente automazione industriale, indispensabile per affrontare efficacemente l'odierna complessità di produzione.

Tra gli strumenti digitali ideati per agevolare il lavoro degli operatori citiamo i dispositivi di realtà aumentata e di realtà virtuale. I primi, conosciuti anche come "occhiali intelligenti", supportano i dipendenti durante il lavoro in loco, arricchendo la loro visuale con informazioni e guide grafiche che indirizzino e velocizzino le loro azioni. La più sofisticata realtà virtuale consiste invece in una visualizzazione del completo processo di produzione in continua evoluzione, su interfacce grafiche bidimensionali o in un ambiente virtuale tridimensionale in cui l'operatore può immergersi semplicemente indossando "occhiali" *ad hoc*. Questi strumenti, oltre che per un controllo da remoto del processo produttivo, possono essere adoperati per simulare situazioni critiche o ipotetiche modifiche dei parametri di configurazione del sistema senza fermare la produzione reale; facilitano infine il percorso formativo dei nuovi dipendenti e l'attività degli operatori preposti al controllo qualità.

La più recente aspirazione innovativa a cui tende lo sviluppo industriale è l'*Artificial Intelligence*, anche conosciuta come "Automazione di II livello", in quanto rappresenta l'apice dell'autonomia e dell'auto-organizzazione di macchinari e sistemi produttivi, e ne esclude in via quasi definitiva l'interessamento umano. L'intelligenza artificiale si ispira alla mente dell'uomo con l'obiettivo di creare soluzioni tecnologiche che ne rispecchino le capacità. Nel Capitolo 7 verranno citati alcuni casi applicativi relativi a sistemi esperti e reti neurali artificiali in grado di risolvere problemi, prendere decisioni e compiere azioni autonomamente.

1.1. La trasformazione digitale delle industrie moderne

Negli ultimi anni notevoli sono stati gli investimenti da parte di imprese operanti in svariati settori orientati all'acquisto di apparecchiature all'avanguardia, con consistenti arricchimento e "sensorizzazione" del parco macchine, e in progetti finalizzati al raggiungimento di un ambiente aziendale completamente integrato e digitalizzato.

Le tecnologie oggi disponibili non solo consentono l'esecuzione dei processi abituali aumentandone l'efficienza ma offrono l'opportunità concreta di nuove pratiche non esistenti precedentemente al loro avvento.

L'orientamento che ha assunto lo sviluppo digitale negli ultimi anni mira al soddisfacimento delle impellenti esigenze di flessibilità, agilità e ottimizzazione della produzione, imposte da un mercato caratterizzato da una domanda estremamente volatile e individualizzata. L'adozione delle recenti macchine a controllo numerico, CNC (*Computer Numerical Control*), e dei sofisticati *software* di progettazione e produzione assistita, CAD (*Computer Aided Design*) e

CAM (*Computer Aided Manufacturing*), assicurano processi estremamente rigorosi e accurati consentendo l'elaborazione anche di lotti dai volumi piuttosto ridotti.

La necessità di sistemi produttivi duttili e adattivi è inoltre dettata dalla sempre più diffusa adozione di fonti di energia rinnovabile, il cui sfruttamento sostenibile è soggetto a scarsa controllabilità e disponibilità intermittente.

Le aziende che hanno deciso di “cavalcare l'onda” della *digital transformation*, introducendo nel loro *modus operandi* le tecnologie innovative offerte dall'Industria 4.0, nel corso di questi anni hanno goduto di considerevoli benefici tecnici e funzionali, come sostiene da Mauro Bellini, direttore responsabile dell'azienda italiana Premek Hi-Tech, in un articolo pubblicato nel Settembre 2020 sul portale editoriale Industry4Business. Gli ambiti aziendali che possono trovare giovamento dall'adozione di nuove soluzioni *smart* sono i più disparati. Migliorie sono state evidenziate in tema di produzione, con un significativo aumento di produttività ed efficienza, che hanno reso possibile fissare *time-to-market* e *deliverable due date* sempre più prossime alla data di avvio della produzione. Per quanto riguarda invece il *quality control*, è stata riscontrata una maggior precisione dei dati raccolti durante le ispezioni, un calo delle casistiche di elementi difettosi non identificati e di falsi positivi.

La gran quantità di dati di valore, messi a disposizione delle imprese in tempo reale dai moderni dispositivi, rappresenta inoltre una preziosa fonte a cui attingere per avviare attività di analisi manutentiva sui macchinari, oltre a consentire una migliore pianificazione e controllo della produzione e un'efficace tracciabilità logistica.

Altissimo, dunque, è potenziale dell'innovazione tecnologica per le imprese. Oggi la digitalizzazione dei processi aziendali è una priorità strategica per tutte le industrie che vogliono aumentare la loro competitività. Tuttavia, un'implementazione di successo dell'Industria 4.0 richiede l'attuazione di impegnativi interventi per la virtualizzazione dei dati analogici e per la mappatura, codifica e standardizzazione dei processi al fine di automatizzarli.

La conversione delle informazioni in formato elettronico, diffusamente conosciuta come *digitization* (Wanner et al., 2021), non è l'unica sfida che le imprese devono affrontare perché si possa effettivamente parlare di *digitalization*. Quest'ultima, infatti, afferisce alla creazione di un ambiente industriale il più possibile integrato e connesso e ad un totale stravolgimento dell'intero *business* aziendale (Pop, 2020).

La creazione di un sistema produttivo in grado di auto-gestirsi e prendere decisioni ottimali e coerenti, grazie ad un'interazione intelligente tra macchinari e prodotti, implica l'apporto di radicali adattamenti ai tradizionali processi per poter introdurre e sfruttare le nuove tecnologie.

Perché l'iniziativa innovativa non sia vana, è indispensabile la formulazione di un piano di implementazione; è inoltre necessario il reperimento di personale qualificato o la messa a punto di schemi di formazione dei dipendenti, in quanto le competenze richieste potrebbero non essere più le stesse o dover essere integrate con nozioni informatiche e tecnologiche (Elg et al., 2020).

È essenziale mappare le interdipendenze vigenti tra le varie attività lavorative e i flussi di materiale in requisiti e flussi di dati. Infine, per raggiungere l'interoperabilità tra i sistemi aziendali e l'integrazione del sistema IT è richiesto l'acquisto di licenze, l'installazione di *hardware* e l'apporto di prestazioni tecniche.

Si tratta dunque di una trasformazione altamente pervasiva e dispendiosa, che spesso è costretta a scontrarsi con una radicata mentalità di resistenza al cambiamento e avversione al rischio. Questa riluttanza all'innovazione può essere superata attraverso una campagna di coinvolgimento del personale da parte del *management*, che consenta il raggiungimento di una diffusa accettazione da parte dei dipendenti e la cooperazione tra reparti.

Va sottolineato che l'emergenza sanitaria mondiale legata al Covid-19 ha incrementato esponenzialmente la necessità di un supporto digitale, determinando una considerevole accelerazione del processo di innovazione tecnologica. L'automazione, attribuendo ai processi maggior flessibilità e adattività, ha costituito, e costituisce tutt'ora, un valido alleato al fine di perseguire il soddisfacimento di una domanda estremamente aleatoria, e far fronte a picchi del *trend* di mercato improvvisi e imprevedibili.

L'integrazione e la connessione tra soggetti e sistemi (operanti all'interno di una stessa impresa e/o tra quest'ultima e il mercato esterno), grazie allo sfruttamento e la condivisione dei *big data* e tecnologie IoT, non implica più la compresenza fisica delle persone, ma può avvenire a distanza e in tempo reale. Il monitoraggio da remoto, attraverso l'utilizzo di piattaforme *cloud* disponibili oggi sul mercato, e la necessità di un esiguo numero di esecutori manuali operanti su processi automatizzati ha reso possibile la conservazione della continuità di produzione in tempi di pandemia.

1.2. Integrazione e comunicazione

Come già anticipato nel precedente capitolo, l'obiettivo dello sviluppo digitale è quello di donare maggior flessibilità e agilità ai processi industriali, attraverso la creazione di un unico ambiente integrato e interconnesso. L'attuazione delle odierne comunicazioni di rete, dell'*Information Technology*, di sistemi *cyber*-fisici e dell'*Internet of Things* dà oggi l'opportunità di superare i limiti propri delle aziende tradizionali, strutturate in dipartimenti operanti in maniera indipendente l'uno dall'altro, ognuno con un proprio sistema informatico *stand-alone*.

Un'immediata e semplice comunicazione e un'automazione dei flussi informativi, all'interno della stessa impresa così come esternamente ai confini aziendali, è finalmente possibile. La creazione di un fitto *networking* digitale, che consenta il collegamento tra macchine, sistemi, persone e organizzazioni spesso situati in luoghi molto distanti l'uno dall'altro, mostra la

promessa di un significativo incremento di coordinazione, collaborazione e trasparenza lungo tutta la catena di approvvigionamento.

I vincoli dettati dalla contemporanea domanda di mercato, altamente variabile e individualizzata, rilevano un'evidente urgenza di flessibilità estesa, e non esclusivamente a livello di singola azienda, che renda possibile un'agile e frequente riallocazione e riconfigurazione di intere catene del valore, talvolta altamente complesse. Infatti, se il livello di automazione a livello di singole unità nelle imprese moderne ha già raggiunto un livello considerevole, ancora elevato è il potenziale di miglioramento per quanto riguarda il collegamento di rete tra diversi dispositivi, impianti e industrie (Alf J. Isaksson et al., 2018).

Il flusso di informazioni lungo l'intera *supply chain* risulta ancora frazionato; tale interruzione è cagionata dalla disomogeneità tra formati di dati e l'utilizzo di numerosi sistemi informativi, ancora prevalentemente separati e indipendenti l'uno dall'altro. A causa di tale rottura nel trasferimento dei dati, oggi lo sfruttamento delle comunicazioni di produzione trasmesse dai fornitori non risulta ancora massimizzato (Helmut Zsifkovits et al., 2020). Il livello di qualità garantito e la trasparenza informativa tra i diversi attori della catena del valore possono essere incrementati attraverso l'adozione di uno *standard* informativo uniforme e condiviso, e una peculiare e continua tracciabilità dei prodotti lungo l'intero percorso di trasformazione.

Nell'ambito dell'Industria 4.0, si parla di "integrazione orizzontale" facendo riferimento ad un nuovo modo di vedere la catena del valore come composta da istanze intelligenti e autonome, collegate tra loro attraverso reti *Internet* o *wireless* per la condivisione dei dati, come WiFi, 5G o *Ethernet* industriale (Kagermann et al. 2013).

Il principale abilitatore del *network* orizzontale è rappresentato dalla combinazione dei cosiddetti sistemi *cyber*-fisici e le moderne tecnologie di identificazione e tracciabilità, come sensori RFID; quest'ultime verranno analizzate nel Capitolo 3.

I sistemi *cyber*-fisici, o CPS, sono strutture composte da computer e reti di sensori e attuatori adeguatamente incorporate in svariati elementi quali macchinari, attrezzature, prodotti e impianti al fine di consentire una comunicazione interattiva tra questi, attraverso reti *Internet* aperte e globali.

Le unità computazionali che collettivamente costituiscono il CPS sono autonome, ma al contempo collaborative: esse si coordinano continuamente per il raggiungimento di un obiettivo comune (Rojal et al., 2020), attribuendo al sistema capacità di individuare in autonomia eventuali difformità sul prodotto, e consentendo un controllo della produzione decentralizzato e *real-time*, che si discosta dal tradizionale controllo centralizzato.

I CPS, oltre a generare un'unione tra differenti entità operanti a livello di *shopfloor*, creano un parallelismo tra mondo fisico e virtuale: informazioni di alta qualità relative l'ambiente reale vengono catturate attraverso l'ausilio di sensori e trasmesse istantaneamente ad appositi *software* di analisi e servizi di accesso ai dati, disponibili su rete *Internet*. Il frutto di queste diagnosi

permette di derivare e aggiornare istantaneamente *report* di qualità o, nelle più avanzate industrie manifatturiere, modelli virtuali del prodotto o del sistema produttivo in continua evoluzione, nonché sviluppare servizi di manutenzione predittiva.

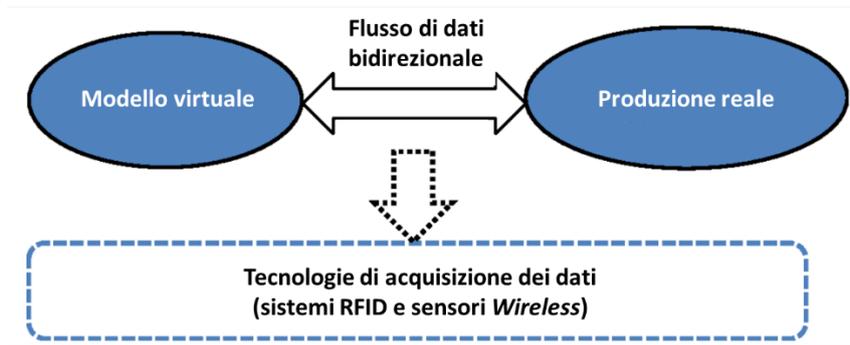


Figura 1.1 - Flusso di dati bidirezionale tra produzione fisica e modello virtuale

I sistemi *cyber*-fisici, opportunamente implementati in un ambiente IoT, sono in grado di erigere un ponte tra due domini che sono sempre stati considerati separatamente: quello dell'*Information Technology* (IT), relativo all'elaborazione dei dati, e quello dell'*Operational Technology* (OT), che convenzionalmente supporta la creazione di valore fisico del prodotto (Rojas et al., 2020).

L'integrazione a cui mira la crescente digitalizzazione industriale non concerne esclusivamente la comunicazione orizzontale tra unità e macchine sul piano dello *shopfloor*, ma anche l'abilitazione di un sostenibile flusso informativo tra quest'ultimo e il sistema gestionale aziendale. La creazione di un canale di comunicazione tra la piattaforma *software* che scandisce il ritmo a livello di *operation* e i sistemi aziendali di progettazione e pianificazione è quindi fondamentale per garantire un traffico di dati bidirezionale ed esaustivo tra l'officina e gli apici manageriali.

Con riferimento ad una comunicazione di tipo verticale all'interno della singola impresa, si parla spesso di "piramide dell'automazione". Alla base di essa ritroviamo macchinari il cui movimento è controllato da strutture CPS in essi incorporate, composte da reti di sensori e attuatori. Questi effettuano una primordiale elaborazione dei dati digitali a livello di singola macchina.

Il secondo livello gerarchico vede protagonisti i controllori logico programmabili (PLC), il cui compito è quello di dettare il funzionamento di sensori e attuatori sulla base dei parametri configurativi impostati dai programmatori. A tale piano piramidale appartengono inoltre le già citate interfacce grafiche di interazione uomo-macchina (HMI), pensate per agevolare gli operatori nel compimento delle proprie mansioni.

Il terzo livello è occupato dai sistemi SCADA (*Supervisor Control and Data Acquisition*). Essi hanno il compito di collezionare e analizzare complessivamente i dati provenienti da un intero reparto, confrontandoli con le condizioni preimpostate in sede configurativa e segnalando eventuali discostamenti da esse agli operatori responsabili.

Al quarto piano della scala gerarchica troviamo un sistema di recente introduzione industriale, che facilita la sincronizzazione totale dell'impianto industriale: il MES (*Manufactury Execution System*). Il suo avvento all'interno delle imprese ne ha incrementato significativamente il grado di integrazione, grazie alle funzionalità di visualizzazione della produzione globale da esso fornite e ad un approccio *web-based*, che ne consente l'accesso da qualsiasi dispositivo collegato.

Tra i sistemi MES disponibili in commercio, citiamo il *software* I-Man (Bellini, 2020), il quale sta "prendendo piede" in maniera consistente tra le imprese. Esso incorpora numerosi servizi, tra cui gestione dei codici identificativi, trasmissione dei programmi di configurazione delle macchine; è in grado di dialogare direttamente con queste ultime per aggiornarsi circa lo stato di avanzamento e lo stato di salute della produzione, nonché per comunicare la numerosità del lotto da lavorare e il disegno tridimensionale del progetto. Inoltre, vedremo nel Paragrafo 2.3 del Capitolo 2 come possa essere sfruttato a supporto delle attività di *quality control*.

Infine, l'ERP (*Enterprise resource planning*) si colloca all'apice della piramide. Esso rappresenta tradizionalmente l'unico punto di contatto con l'ambiente esterno: qui avviene l'acquisizione degli ordini dei clienti e la generazione di quelli in uscita da destinare ai fornitori, nonché la gestione dei magazzini e del personale a livello di intera azienda.

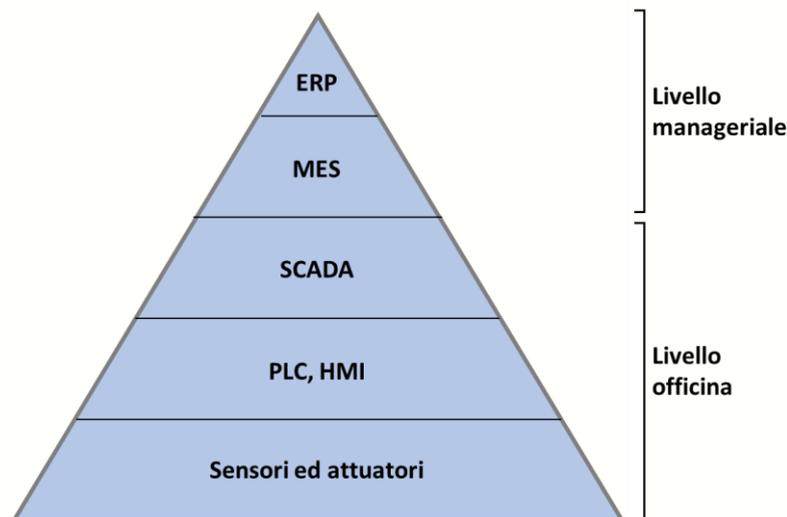


Figura 1.2 - I cinque livelli della piramide dell'automazione (Isaksson, 2018), rappresentativa della comunicazione gerarchica "layer by layer" tra sistemi aziendali

Nella maggior parte degli odierni ambienti industriali la persistente mancanza di connessione tra la zona produttiva e quella manageriale causa evidenti inefficienze: in molte aziende il flusso informativo è ancora unidirezionale, comprensivo delle sole direttive dettate dai livelli decisionali allo *shopfloor*. Perché il processo decisionale risulti ottimizzato, tuttavia, è opportuno che i dati di produzione pervengano ai più alti livelli manageriali. Una soluzione per abbattere il muro che separa questi due mondi è rappresentata dai sistemi MES poco fa menzionati. Essi danno concretezza ad un flusso informativo continuo e persistente tra il sistema gestionale e le macchine

utensili, in entrambe le direzioni. Ciò è reso possibile da una struttura a due interfacce; esse consentono rispettivamente l'interazione tra utente e macchinario, e tra quest'ultimo e l'ERP, dimodoché un *input* immesso a livello gestionale, alla pianificazione o alla documentazione, sia immediatamente visionabile dagli operatori su appositi *monitor* posizionati a bordo macchina.

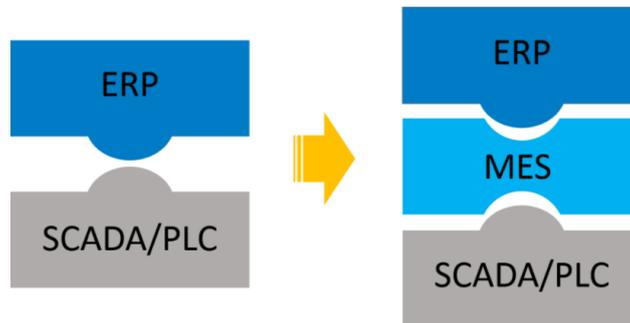


Figura 1.3 - Interazione tra i livelli manageriali e quelli operativi facilitata da sistemi MES

La comunicazione aziendale interna ha visto enormi progressi a partire dalla fine degli anni '50, periodo in cui procedure di controllo della produzione computerizzate iniziarono a sostituire i precedenti schemi analogici. Negli anni '70 tali soluzioni centralizzate furono surclassate dai primi sistemi di controllo distribuito; da allora, la crescente potenza di calcolo ha condotto avanzamenti nell'integrazione industriale anche ai più alti livelli gerarchici.

Tuttavia, la stratificazione piramidale e i limiti comunicativi ad essa correlati persistono tutt'oggi. L'intento a cui tende il progresso innovativo è quello di superare l'attuale struttura *layer by layer*, in cui è concessa una connessione diretta soltanto tra livelli tra loro adiacenti; ad essa subentrerebbe un nuovo modello reticolare, in cui ogni unità o sistema aziendale è in grado di comunicare al bisogno con qualsiasi altro, bypassando la gerarchia.

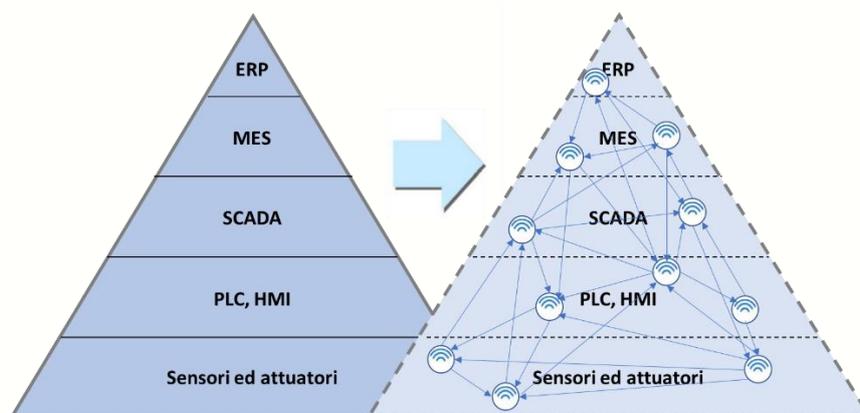


Figura 1.4 - Passaggio da una comunicazione gerarchica "layer by layer" tra sistemi ad una comunicazione "punto punto" al bisogno, attraverso l'implementazione di reti IoT e CPS, e conseguente dissoluzione della piramide dell'automazione (Isaksson, 2018)

Uno dei presupposti fondamentali per il conseguimento di tale obiettivo è la creazione di una stretta connessione digitale tra tutti i sistemi aziendali, di nuova acquisizione o già esistenti, in concomitanza con il modello-dati. Imprescindibile è poi l'adozione del *cloud* e una predisposizione della vecchia infrastruttura atta a renderla conforme all'IoT.

Nell'ottica di un ambiente completamente integrato, ogni tecnologia è vista come parte costituente di un complesso di unità interdipendenti, legate l'una all'altra da una connessione diretta e permanente.

2. CONTROLLO QUALITÀ E DIGITALIZZAZIONE

2.1. *Quality Control*: la storia, i Paesi e i settori maggiormente attivi

Il controllo qualità ha una storia che si ritiene recente, magari confusa con la più moderna attenzione alla certificazione della qualità o con l'adozione delle norme ISO.

Ma i principi e la cultura della qualità erano, in realtà, già ampiamente presenti nell'era che ha preceduto la cosiddetta “civiltà delle macchine”, collocandosi tra arte e artigianato durante la lunga era pre-industriale.

Il quadro di cui andremo a trattare è estremamente sintetico e punta a contestualizzare lo sviluppo del *quality control* inteso nella sua forma moderna.

Negli ultimi cinquant'anni di storia si evidenzia il graduale rafforzamento della cultura della qualità, con la sistematica estensione dei suoi principi e dei suoi metodi a tutte le funzioni aziendali oltre quella tradizionale della produzione. Inoltre, se prima le procedure di controllo venivano prevalentemente impiegate nelle produzioni manifatturiere, si è assistito ad una diffusione dell'attenzione alla qualità e delle procedure atte ad assicurarne la sussistenza pressoché in tutti i settori.

Verso gli inizi degli anni Cinquanta lo scenario sociale ed economico di “casa nostra” era ancora quello di arretratezza, mentre sulla scena internazionale il Giappone sorpassava l'America divenendo *leader* mondiale della qualità. L'attenzione per la qualità nel nostro Paese era ancora tutta concentrata all'interno degli stabilimenti industriali e ricondotta al confronto tra specifiche, ed era ancora pressoché sconosciuta l'evoluzione che intanto si registrava oltreoceano per mezzo del concetto del *Total Quality Control*. Circa quarant'anni fa Armand V. Feigenbaum definiva i principi, la teoria e i metodi del TQC con attenzione sia ai prodotti che ai servizi.

Più recentemente i paesi maggiormente sviluppati hanno visto una crescita dei consumi e dei livelli di qualità richiesti per prodotti e soprattutto per i servizi; da qui nacque il bisogno trasferire anche nel settore dei servizi, pratiche per il controllo della qualità già piuttosto diffuse nel mondo industriale. Si iniziò a far uso di metodologie “trasversali” o di supporto alla costruzione e alla gestione del “Sistema Qualità”. Il progressivo spostamento da una nozione ristretta di qualità basata sull'ispezione ad una strategia di qualità globale incorpora le tecniche ingegneristiche di produzione con la responsabilità e la supervisione del *top management* e di tutti i membri dell'organizzazione; si assiste dunque ad un'evoluzione del concetto di qualità produttiva, da tecnico in strategico-culturale.

Durante gli anni della globalizzazione, la ricerca della qualità si è spostata sempre più su tutti i settori. I più attivi sono sicuramente quello del *food & beverage* e farmaceutico, soprattutto in forza delle norme sempre più stringenti che regolano le produzioni di tali settori. Se prima la ricerca nell'ambito del controllo qualità era orientata prevalentemente al mondo manifatturiero, oggi gran parte dei contributi di ricerca trattano l'ispezione di alimenti e farmaci. La Tabella 2.1 fa riferimento ai punteggi dell'indice di sicurezza alimentare relativi all'anno 2021. Essendo tale indice comprensivo di diversi fattori, si è deciso di concentrare l'attenzione su quello rilevante al fine delle nostre analisi, ossia il fattore di qualità e sicurezza degli alimenti: la tabella mostra la classifica dei primi 26 Paesi più performanti sulla base di tale criterio. Si può notare che, anche in virtù della sempre più accentuata attenzione alla qualità e delle normative regolamentari, a Canada, Stati Uniti e Irlanda sono attribuiti i più alti *score* di qualità alimentare; la 22-esima posizione in cui si colloca l'Italia può essere comunque considerata soddisfacente se relazionata ad una scala di 113 Paesi complessivamente considerati nella classifica globale.

Tabella 2.1 - Classifica dei 26 primi Paesi ordinati sulla base dello score di qualità e sicurezza alimentare (colonna evidenziata) relativo all'anno 2021 (Economist group). Tale fattore è uno dei parametri utilizzati per il calcolo del punteggio complessivo del Global Food Security Index, di cui si riporta il valore oltre ai punteggi attribuiti agli altri fattori contemplati dall'indice (convenienza, disponibilità degli alimenti, risorse naturali e resilienza)

Paese	Punteggio complessivo	Convenienza	Disponibilità	Qualità e Sicurezza	Risorse naturali e resilienza
Canada	79.8	87.6	77.7	94.5	54.4
Stati Uniti	79.1	88.7	71.0	94.3	61.3
Irlanda	84.0	92.9	75.1	94.0	74.1
Finlandia	80.9	91.7	66.2	93.8	75.1
Danimarca	76.5	93.1	61.4	93.5	56.9
Svezia	77.9	91.0	62.7	92.3	67.3
Paesi Bassi	79.9	89.7	73.7	92.2	61.2
Francia	79.1	90.3	67.0	92.1	67.5
Austria	81.3	90.5	75.2	91.2	65.7
Israele	78.0	90.6	75.2	90.7	47.6
Norvegia	76.0	83.3	60.6	90.7	76.1
Argentina	64.2	65.6	58.8	90.2	45.8
Brasile	60.6	68.7	46.4	90.0	42.4
Regno Unito	81.0	91.1	72.7	89.6	69.0
Grecia	73.3	89.0	59.6	89.5	53.6
Emirati Arabi Uniti	71.0	75.9	71.3	88.8	43.6
Portogallo	75.2	88.8	67.1	88.3	52.3
Germania	78.7	90.1	69.3	87.8	66.0
Australia	71.6	84.9	64.1	87.8	44.7
Svizzera	80.4	89.0	76.9	86.4	65.1
Kuwait	72.2	80.1	72.3	86.4	43.0
Italia	76.4	89.3	71.5	86.2	51.8
Russia	74.8	86.9	64.9	85.8	59.9
Romania	72.4	81.8	66.6	85.4	52.6
Belgio	76.1	89.8	71.1	85.2	50.9
Spagna	73.6	88.4	61.2	84.4	58.2

Un altro settore che ha visto negli ultimi anni un gran potenziamento in tema qualità è appunto quello farmaceutico e sanitario, specialmente con riferimento alla diagnostica molecolare. Le dimensioni di questo mercato, che nel 2021 ammontavano a circa 164 milioni di dollari, sono destinate a crescere ulteriormente: si stima esso raggiungerà i 226 milioni di dollari nel 2026. I principali “attori” sono Stati Uniti e Canada: qui le rigorose normative, la presenza di grandi produttori di dispositivi di controllo della qualità molecolare, e l’accessibilità economica di questi ultimi, hanno favorito lo sviluppo di questo mercato. Al secondo posto troviamo la regione europea; tuttavia, ci si aspetta nei prossimi anni una rapida crescita in questo settore nei Paesi emergenti dell’Asia orientale.

Nel mondo manifatturiero, Paesi europei come Germania e Svizzera sono quelli a più alta reputazione sulla qualità dei prodotti; il Giappone, con numerose pubblicazioni di studi di ricerca, si dimostra il Paese maggiormente orientato ad esplorare soluzioni di controllo innovative. Anche la Cina, che da sola ricopre il 28,7% produzione manifatturiera globale, da sempre contraddistinta da scarsi livelli di qualità dei prodotti, sta iniziando a prestare una maggior attenzione alla qualità e a potenziare i controlli.

2.2. Cosa si intende per controllo della qualità

L’avvento del digitale ha sicuramente comportato cambiamenti significativi nelle procedure di produzione, ma differenze sostanziali si riscontrano anche nell’ambito del controllo della qualità. Prima di addentrarci nell’analisi di quest’ultime, è opportuno esplicitare cosa si intende oggi per “*quality control*”. Il concetto di qualità, infatti, è in continua evoluzione, così come la sua percezione.

Da sempre le procedure in ambito di controllo qualità constano dell’ispezione di prodotti o servizi destinati alla vendita, con lo scopo di verificarne l’adempimento ai vincoli imposti dalle normative istituzionali o dallo stesso cliente.

La versione più recente della norma ISO 9001 (che include gli *standard* internazionali del Sistema di Gestione della Qualità) fu emessa nel 2015 e indirizza le procedure di *quality control* verso un approccio di processo, che si discosta dal più antico *focus* sul prodotto, e ad una maggiore flessibilità e adattabilità che pone l’accento sul cliente, sempre più esigente. Oltre che ai requisiti imposti dall’acquirente, i sistemi di controllo qualità di oggi devono essere in grado di rispondere a norme di conformità sempre più stringenti e dettagliate.

È quindi opportuno che tutte le attività che incidono sulla soddisfazione dei clienti o sul rispetto delle leggi sulla qualità (al centro delle quali troviamo ovviamente le procedure di *quality*

control), siano mappate, controllate e continuamente migliorate, standardizzando le evoluzioni incrementali derivanti dalle evidenze riscontrate in itinere.

Esistono due principali strade attraverso le quali è possibile rispettare o raggiungere alti standard di qualità: il controllo della qualità (*quality control*) e l'assicurazione della qualità (*quality assurance*). Esse spesso vengono confuse o se ne ignora la distinzione; tuttavia, sebbene possa erroneamente sembrare trascurabile, la differenza tra le due è sostanziale.

Il *quality control* consta nell'ispezione accurata del prodotto al fine di rilevare discrepanze rispetto a quanto previsto dagli *standard* normativi o da quelli derivanti dalle specifiche esplicitate dal cliente. L'eventuale scoperta di un discostamento dai requisiti di qualità è seguita da interventi di modifica e miglioramento. Oggi, infatti, l'obiettivo del controllo della qualità non si limita più alla semplice verifica della conformità ai regimi normativi e contrattuali, ma questa è accompagnata da una continua ottimizzazione dei processi.

La *quality assurance* mira a prevenire guasti dei macchinari e difetti dei prodotti prima che si presentino, attraverso l'osservanza degli *standard* a garanzia della qualità dei processi produttivi, e il mantenimento di questi in uno stato di controllo statistico.

Questi due concetti non sono mutualmente esclusivi; al contrario, possono essere considerati elementi complementari e concorrono insieme al raggiungimento di una posizione competitiva sostenibile nel lungo periodo.

La garanzia di alti livelli di qualità è sicuramente uno dei principali costituenti della funzione obiettivo delle imprese moderne; tuttavia, perché il guadagno competitivo raggiunto tramite l'offerta di un prodotto performante non venga controbilanciato da un eccessivo aumento dei costi e dei tempi di produzione, è fondamentale la ricerca del *trade-off* ottimale tra qualità ed efficienza.

La scelta di adeguati sistemi ispettivi è di primaria importanza per l'acquisizione di un vantaggio strategico sostenibile da parte delle imprese. Le moderne tecnologie e la digitalizzazione hanno messo a disposizione delle industrie nuovi strumenti estremamente vantaggiosi rispetto alle tradizionali procedure di *quality control* manuali: essi sono in grado di eseguire un controllo della qualità veloce (spesso esente da fermi macchina e comprensivo di espulsione automatica dei prodotti non conformi) e puntuale a basso costo, senza gravare in modo significativo sull'efficienza.

2.3. Il controllo qualità prima e dopo la trasformazione digitale

Le tradizionali procedure di controllo della qualità presentano numerose carenze, in parte legate ad insufficienze nella coordinazione tra funzioni aziendali e nell'integrazione dei dati. Questi ultimi vengono usualmente annotati su fogli cartacei, che ne impediscono la dinamicità e l'aggiornamento, e la loro condivisione si limita ad una consegna di tipo manuale tra reparti. Di

prassi, infatti, al completamento di ogni procedura ispettiva l'operatore recapita personalmente i documenti compilati all'Ufficio Qualità, il quale ha il compito di convalidarne e analizzarne il contenuto, per poi sintetizzarlo in *report* di più immediata leggibilità.

Tutte queste attività, in un ambiente in cui non si fa alcun uso del digitale, vengono eseguite in via totale dai dipendenti di rispettiva competenza, così come lo stesso processo di *quality control*. Questo consiste nell'osservazione e/o manipolazione del prodotto da parte dell'operatore, servendosi eventualmente di rudimentali strumenti di misura, e nella successiva annotazione delle evidenze riscontrate e di eventuali difformità.

Un simile contesto, esente da qualsiasi forma di digitalizzazione, è estremamente inefficiente: oltre a lasciare ampio spazio ad errori, comporta un altissimo impiego di risorse umane, il cui lavoro per altro ha un'intrinseca natura *time-consuming*. Per questi motivi, nelle imprese operanti in modalità analogica, vi è la diffusa tendenza a limitare il numero di *test* sulla qualità effettuati, collocandoli in corrispondenza dei momenti più critici: tipicamente all'accettazione del materiale in *input* e prima dell'emissione in commercio dell'*end item*.

Tuttavia, il tradizionale approccio ispettivo non è più sufficiente a garantire gli alti livelli di qualità pretesi da normative e clienti.

Alta qualità e riduzione dei costi avanzano "di pari passo" in un'ottica "Zero difetti": essa, in accordo ai principi del *Six-Sigma*, designa come prioritario un controllo della qualità da effettuarsi in ogni fase dell'*iter* produttivo. Ispezioni della conformità di materiali, componenti e prodotti, e dello stato di salute dei macchinari condotte in maniera costante e continuativa sono viste oggi come uno dei principali fattori di successo competitivo.

La velocità ispettiva delle tecnologie moderne, in grado di operare su prodotti in movimento, sicuramente consente di controllare i prodotti con maggior frequenza, e lungo diverse fasi del processo produttivo. Tuttavia, S. Davrajh (*et al.*, 2012) sottolinea anche l'importanza di effettuare controllo mirati, sulla base dei requisiti di qualità esplicitati dal consumatore, in linea a quanto enunciato dalla norma ISO 9001. La scelta di limitare i controlli all'osservazione delle sole specifiche caratteristiche qualitative di rilevanza per il cliente permette di ottimizzare l'efficacia dei controlli e aumentarne la frequenza rispetto al caso in cui si intenda testare tutte le proprietà del prodotto. Tale flessibilità ispettiva richiede l'adozione di macchine di controllo qualità riconfigurabili: il sistema definito da S. Davrajh (*et al.*, 2012) consentirebbe la rilevazione delle sole parti del prodotto significative sulla base della concezione di qualità del cliente. In accordo di quest'ultima vengono dedotte da parte di un operatore caratteristiche di qualità atte a rispondervi e definite le coordinate e l'orientamento dei sensori. Tuttavia, un'ispezione fortemente personalizzata, ha dei costi legati ai tempi di riconfigurazione e attrezzaggio che non vanno trascurati, tema che analizzeremo più approfonditamente nel Paragrafo 2.6.

Attraverso il superamento della discretizzazione delle procedure ispettive e l'adozione di tecnologie digitali, in grado di donare continuità agli schemi di *quality control*, eventuali

differmità nel prodotto in evoluzione o nel funzionamento dei macchinari possono essere rilevate e affrontate tempestivamente.

Perché se ne possano trarre appieno i benefici, la digitalizzazione delle procedure di controllo qualità deve essere affrontata adottando un approccio olistico, che si estenda all'intera catena del valore e ai diversi sistemi in essa coinvolti.

L'adozione del digitale nell'ambito del *quality control* consente la rilevazione e l'aggiornamento automatico dei dati in tempo reale e in modo continuativo. L'utilizzo di sistemi CPS elimina le discrepanze tra ambiente reale e dati rilevati attraverso la generazione di *report* digitali o, nei casi più avanzati, di un modello virtuale tridimensionale del prodotto fisico *in-progress*, che evolve istantaneamente con quest'ultimo.

Grazie al perfetto allineamento tra oggetto reale e la sua copia computerizzata, nell'eventualità in cui il prodotto si discosti dagli *standard* di qualità, non solo la registrazione dei dati che palesano tale anomalia è istantanea, ma anche la rilevazione della deriva stessa. Infatti, conseguentemente alla registrazione immediata e continuativa dei dati, i processi di controllo della qualità avvengono anch'essi in modo automatico e continuativo.

Nei settori nei quali l'*item* che è oggetto del processo produttivo presenta un valore economico particolarmente rilevante o gli *standard* qualitativi a cui adempiere sono particolarmente stringenti, o ancora laddove semplicemente se ne sia appurata la convenienza, l'approccio a campione è stato addirittura abbandonato per estendere il controllo alla totalità degli elementi in produzione; questo tema verrà analizzato nello specifico nel paragrafo 2.5 di questo capitolo.

Recentemente si è rivelata un'attenzione via via crescente alle pratiche preventive, mirate ad anticipare l'evento sfavorevole ed evitarne l'accadimento. Infatti, se efficaci e celeri azioni correttive si limitano a mitigare i danni cagionati dall'appurata sussistenza di una difettosità, la manutenzione preventiva consente la scongiura della sua effettiva concretizzazione.

La prognostica negli ambiti produttivo e del controllo qualità può godere del supporto di sofisticati algoritmi di *Machine Learning* e *software* di simulazione digitale, supportati dai sistemi CAD e CAM per l'apporto dei dati necessari. Essi, attraverso il processamento di modelli tridimensionali del prodotto e del sistema, restituiscono l'esito presunto di un controllo qualità effettuato in determinate condizioni, definite da parametri configurativi in *input*. In tal modo è possibile effettuare una preliminare ottimizzazione del processo produttivo e di quello ispettivo, così da evitare successivamente di operare in circostanze la cui simulazione non restituisce esiti qualitativi soddisfacenti.

La più recente ambizione a cui aspira l'evoluzione tecnologica è proprio la creazione di un ambiente digitale completamente, o per quanto possibile, manovrato attraverso vincoli e metriche computazionali. La traduzione in *digit* di tutte le informazioni necessarie per automatizzare i processi di controllo e l'analisi dei dati si traduce in un considerevole risparmio di risorse umane impegnate in mansioni regolari e ripetitive.

Infine, un ruolo di primaria importanza nei sistemi integrati di controllo qualità è rivestito dal *Knowledge Management*. Infatti, moderni *software* di analisi predittiva e multi-periodale si valgono dell'esperienza capitalizzata nel corso del tempo attraverso l'acquisizione, la condivisione, l'archiviazione ordinata e l'elaborazione dei *Big Data*.

2.4. Software MES a supporto del controllo qualità

Una struttura ispettiva basata sulla “sensorizzazione” dei macchinari è in grado di generare un'enorme quantità di dati in modo continuativo; è così emersa l'esigenza di un sistema informatico capace di sfruttare al meglio queste preziose risorse. La gestione e l'elaborazione dei *Big Data*, per la validazione del grado di qualità del prodotto nonché del corretto funzionamento delle macchine, è stata assegnata al MES (*Manufactury Execution System*).

Il *software* MES, collezionando i dati provenienti dall'intero reparto produttivo, massimizza la visibilità e la tracciabilità della produzione e offre sussidio alle attività di controllo qualità.

L'Ufficio Qualità, preliminarmente all'avvio della produzione, fornisce al MES il piano di ispezione da attuare sui diversi macchinari, comprensivo delle informazioni relative alle grandezze che costituiscono l'oggetto del controllo e alle tolleranze consentite. In caso di discostamenti dagli *standard* di qualità, il sistema segnala immediatamente l'anomalia e, qualora la frequenza di realizzazione di difettosità superi il limite prestabilito, ricorda all'operatore di potenziare i controlli.

Ma il supporto fornito da questo sistema non si limita al suggerimento di interventi correttivi: mettendo a confronto gli esiti delle analisi con modelli previsionali matematici, esso propone agli operatori azioni migliorative di manutenzione preventiva.

Un esempio di MES disponibile in commercio e ampiamente utilizzato è il già citato I-Man. Esso offre funzionalità utili all'ufficio di produzione per avere una visione d'insieme dell'impianto e dello stato di attività di ciascuna macchina. Un'interfaccia grafica, visionabile su *monitor*, mostra la lista di tutte le unità produttive di cui è composto il parco-macchine; il loro stato corrente (“in funzione”, “in attesa del controllo qualità”, “in fase di attrezzaggio” o “fermo”) è evidenziato attraverso l'utilizzo di differenti colorazioni, come mostrato in Figura 2.1. Dalla vista generale è poi possibile aprire la pagina di dettaglio dedicata ad uno specifico macchinario (Figura 2.2): su questa è riportato il codice del manufatto di produzione a cui è attualmente assegnata la macchina e la frequenza secondo la quale si è stabilito di scandire le ispezioni di controllo qualità. È inoltre possibile prendere visione di diverse serie storiche: alcune costituite da dati legati all'efficienza produttiva, altre relative agli esiti delle procedure di controllo qualità già effettuati, ai fermi macchina che si sono verificati e le rispettive cause.



Figura 2.1 - L'immagine illustra l'interfaccia del MES I-Man sfruttata dalla società di torneria e meccanica di precisione Primamec per la visione d'insieme del parco-macchine: lo stato operativo di ciascun macchinario ispettivo ("in funzione", "in attesa del controllo qualità", "in fase di attrezzaggio" o "fermo") si evince dall'utilizzo di differenti colorazioni del box grafico ad esso dedicato

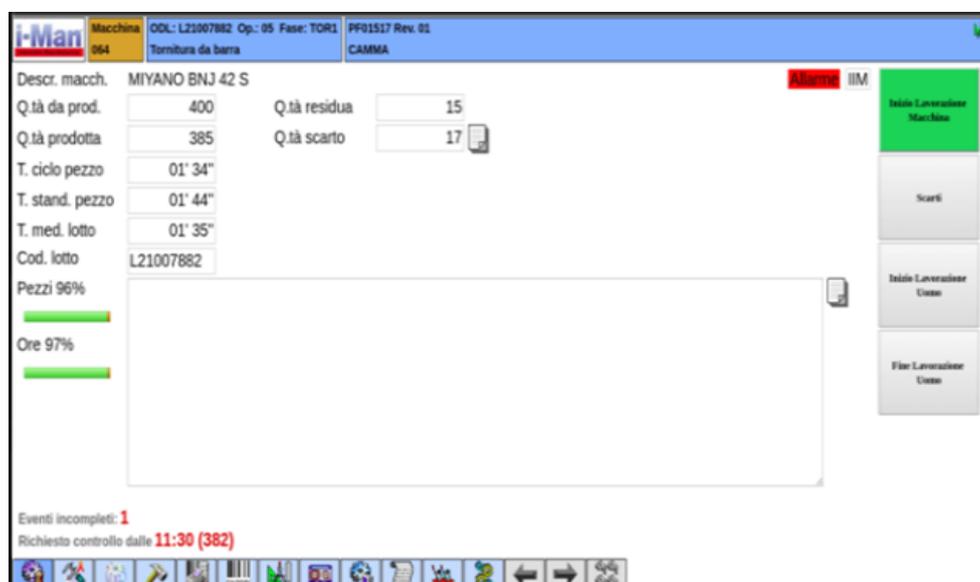


Figura 2.2 - Esempio di una pagina di dettaglio, fornita dal MES I-Man, relativa ad un singolo macchinario del parco-macchine della società Primamec. Su questa è riportato il codice del manufatto di produzione a cui è attualmente assegnata la macchina e la frequenza secondo la quale si è stabilito di scandire le ispezioni di controllo qualità. È inoltre possibile prendere visione di diverse serie storiche: alcune costituite da dati legati all'efficienza produttiva, altre relative agli esiti delle procedure di controllo qualità già effettuati, ai fermi macchina che si sono verificati e le rispettive cause.

Grazie alla sua natura *web-based*, che ne permette il perfetto inserimento in una struttura comunicativa IoT, le informazioni suddette sono consultabili da un qualsiasi dispositivo pc, *tablet* o *smartphone*. Ciò consente una supervisione sulla produzione e un controllo sulla qualità dei prodotti e sullo stato di salute dei macchinari eseguibili totalmente in modalità remota.

2.5. Dal campionamento al controllo a tappeto

Le tradizionali procedure di controllo della qualità si basano prevalentemente su un'ispezione a campione, coerentemente al grado di inefficienza e ai rallentamenti apportati alla produzione da un controllo di tipo manuale; inoltre, fino a non molto tempo fa, l'ispezione della qualità si limitava alla sola ricerca *ex-post* dei difetti di prodotto, ben lontana dall'odierno approccio precauzionale e migliorativo.

L'attuale tendenza che vede il *quality control* direzionarsi verso una continua ottimizzazione dei processi così come la prevenzione dei difetti legata alla *quality assurance*, invece, necessitano del supporto di un'elevata quantità di dati, rilevati con maggior continuità e costanza. Questo è sicuramente una motivazione che delucida la sempre più diffusa adozione di procedure di controllo a tappeto e il correlato abbandono del controllo campionario all'interno delle produzioni caratterizzata da controlli non distruttivi, ma non l'unica; infatti, il controllo a campione spesso non è più reputato sufficiente a garantire un livello di qualità tale da suscitare la soddisfazione del cliente o tale da adempiere alle rigide norme di qualità, soprattutto in settori quali l'industria alimentare, farmaceutica e cosmetica. D'altro canto, il controllo totale è agevolato e reso effettivamente concretizzabile grazie all'avvento dei sistemi di ispezione moderni che, come detto precedentemente, riducono in maniera sostanziale tempi e costi di ispezione, consentendo un controllo della produzione a 360 gradi.

I tradizionali controlli campionari possono essere effettuati da operatori interni all'impresa preposti al controllo qualità o da organi esterni di vigilanza, tipicamente a cadenza regolare. Oggetto dell'ispezione sono i fattori reputati impattanti sulla qualità del prodotto in esame e sulla salute del consumatore finale; essi possono implicare *test* non solo sul bene in produzione, ma anche di ambienti e macchinari, in quanto potrebbero inficiare la qualità del prodotto finale.

I piani di campionamento, costruiti sfruttando appositi criteri statistici, restituiscono una numerosità del campione tale da rendere quest'ultimo significativo sull'intero lotto di produzione, ma ovviamente non assicurano la conformità della totalità dei prodotti. Sussiste dunque il rischio che un elemento difettoso possa sfuggire al controllo, causando richiami tardivi di interi lotti o, peggio ancora, gravose conseguenze sul *brand* nel caso in cui il prodotto critico pervenga al consumatore. La probabilità di accadimento di quest'ultima evenienza può essere mitigata attraverso il compimento di ispezioni durante il processo produttivo, e non limitandosi al solo controllo del prodotto finito. Tuttavia, senza l'ausilio delle moderne tecnologie di ispezione, tale scelta non è esente da aggravii di efficienza, siccome implica il temporaneo arresto della linea.

Mentre il controllo campionario limita l'analisi ispettiva ad una sezione di prodotti, il controllo a tappeto consente la registrazione dei dati relativi alla qualità e l'accertamento della conformità della totalità della produzione. Tali controlli vengono inoltre effettuati oggi in itinere durante l'intero processo, e in differenti fasi produttive, non limitandosi al solo controllo sul prodotto

finito da destinare al cliente finale. Questo monitoraggio multi-stadio, sebbene possa sembrare oneroso, consente di limitare contestazioni tardive da parte di clienti (interni all'impresa stessa o finali) e i conseguenti reclami di interi lotti di produzione, i quali impattano in maniera ingente sull'efficienza aziendale.

Le moderne modalità di controllo della qualità, che “seguono” il singolo prodotto nel corso della sua evoluzione incrementale, sono abilitate da sistemi di ispezione e tecnologie IoT per la tracciabilità, in grado di catturare dati e aggiornare istantaneamente e autonomamente la reportistica digitale sulla qualità del prodotto.

Un approccio di ispezione a tappeto e multi-stadio consente dunque di massimizzare la quantità di dati raccolti dal processo di controllo della qualità, i quali rappresentano una preziosa fonte utilizzabile a scopo di analisi statistica e ottimizzazione dei processi (K. Židek et al., 2020). L'attitudine a non memorizzare i dati d'ispezione e limitare l'utilizzo di questi alla sola rilevazione dei difetti del prodotto corrente pecca di miopia; questa usanza, infatti, non consente di effettuare analisi olistiche e multi-periodo di modo da apportare migliorie al processo di produzione, così come a quello di ispezione, e prevenire così errori e difformità.

2.6. L'influenza della trasformazione tecnologica laddove il controllo campionario permane

Va detto che l'adozione del controllo a tappeto non ha coinvolto la totalità delle imprese odierne; infatti, alcune di esse continuano a preferire un'ispezione della produzione di tipo campionario. Spesso il monitoraggio totalitario è stato reputato eccessivamente oneroso dal punto di vista della gestione dei dati, generati continuamente e in maniera massiccia. Una soluzione a questo problema consiste nel conservare un controllo di tipo campionario e sfruttare le opportunità offerte dalla digitalizzazione al fine di automatizzare il processo di aggiustamento continuo della dimensione del campione e/o della frequenza di ispezione, adattandosi man mano al livello di qualità rilevato durante la produzione (H. Zsifkovits et al., 2020). A seguito del rifiuto di un lotto, in quanto reputato non conforme ai requisiti di qualità, il sistema reagisce incrementando la dimensione del campione analizzato e/o la frequenza di ispezione; al contrario, dopo un certo numero di accettazioni consecutive, la dimensione del campione di ispezione viene ridotta e/o viene esteso l'intervallo di tempo che sussiste tra due ispezioni consecutive. Tale procedimento, che precedentemente richiedeva l'intervento umano e la registrazione dei dati su carta, può essere reso totalmente autonomo e automatico attraverso l'implementazione di algoritmi di programmazione intelligente, in modo da massimizzare l'efficienza e ridurre il numero di risorse impiegate. Un altro approccio ispettivo adattivo di facile automazione, attraverso l'opportuna configurazione degli odierni sistemi di controllo e la loro integrazione all'interno del processo

produttivo, è rappresentato dallo schema di campionamento *Skip Lot*. Esso alterna ispezioni a tappeto e campionarie sulla base di un ragionato dinamismo adattivo: il sistema controlla la totalità dei prodotti, fin quando non si riscontra il susseguirsi di un prefissato numero di elementi conformi consecutivi. Quando ciò avviene si passa ad un controllo saltuario, effettuato su una frazione dell'intera produzione (ad esempio si stabilisce che ad un'unità ispezionata ne seguono due su cui non vengono effettuati controlli). Se un pezzo non supera il *test* di qualità si ritorna all'originario controllo a tappeto.

Altri studi mirano ad una selezione ragionata dei dati di ispezione, in modo da mitigare l'effetto caotico generato dalla presenza di un'eccessiva quantità di dati da gestire, e consiste nel rilevare e memorizzare i soli dati reputati effettivamente utili a scopo di analisi statistica. A tal proposito le proposte correnti consistono nella formulazione di algoritmi intelligenti in grado di attivare gli strumenti di ispezione quando la qualità deteriora al di sotto di una certa soglia (S. Karuppuswami et al. 2020) o in corrispondenza di punti operativi critici, come ad esempio la velocità minima o la massima temperatura del gas di scarico di un motore (Liviu Dorin Pop, 2020).

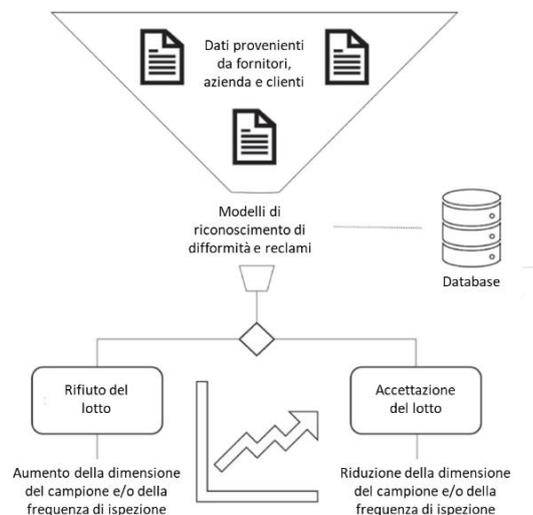


Figura 2.3 - Schema semplificato di un controllo della qualità di tipo adattivo (Matt, 2020): eventuali di reclami di pezzi difettosi da parte di un operatore interno all'azienda o di un cliente interno vengono processati dal sistema di campionamento che ne risponde aumentando la dimensione del campione ispezionato e/o la frequenza di campionamento. Viceversa, se si verificano un certo numero di accettazioni consecutive e non sussistono reclami, la dimensione del campione e/o la frequenza di campionamento vengono ridotte

L'ispezione campionaria rappresenta invece una scelta obbligata laddove l'accertamento della qualità e della sussistenza delle specifiche funzionali del prodotto comporta un controllo di tipo distruttivo o tale da rendere il prodotto non più destinabile al mercato finale.

In questi casi l'attenzione degli studiosi si sposta sulla ricerca dell'opportuno punto di *trade-off* tra livello di qualità che si vuole garantire e dimensione del campione di ispezione, che costituirà uno scarto di produzione a seguito del *test* di qualità.

Va detto che gli ultimi anni hanno visto una riduzione dell'utilizzo di controlli distruttivi per testare la *performance* dei prodotti; la tecnologia odierna mette infatti a disposizione strumenti che possono parzialmente sostituirsi alle tradizionali pratiche distruttive, attraverso la sola osservazione delle caratteristiche osservate sul prodotto. Un esempio di controllo non distruttivo attraverso il quale è stato possibile dedurre le conseguenze di un controllo distruttivo è mostrato da M. Carboni (*et al.*) in un articolo di ricerca pubblicato nel 2017: in esso viene illustrato come i risultati di un'indagine micro-tomografica attraverso dispositivi a raggi X possano essere sfruttati per valutare le prestazioni di resistenza di manufatti generati attraverso metodi di *Additive Manufacturing*, prevedendo gli esiti di un'eventuale prova di forza. Tre diverse combinazioni di dispositivi a raggi X e *software* di analisi delle immagini sono state utilizzate per individuare difetti di porosità e punti di scarsa compattezza, spesso legati al processo di produzione additiva, all'interno del volume di alcuni campioni di *test*.

Con lo scopo di individuare i difetti del prodotto da cui potrebbe aver origine un cedimento, si è deciso di trascurare le imperfezioni con estensione inferiore alla soglia di 200 μm , in quanto fortemente affetti da rumore e reputati di scarso impatto sulla resistenza del manufatto. A seguito di un effettivo *test* di fatica, come previsto, essi non si sono mai dimostrati la causa del cedimento del manufatto. Tuttavia, in altre circostanze in cui si debba tener conto di minimi dettagli e imperfezioni, il rumore di rilevazione potrebbe costituire un importante impedimento all'utilizzo della micro-tomografia per ispezionare la produzione; lo sfruttamento della tecnologia moderna deve quindi essere ragionato e la scelta della soluzione adatta alle proprie esigenze ispettive è tutt'altro banale.

Tutti e tre i sistemi di micro-tomografia computerizzata si sono dimostrati in grado di rilevare le imperfezioni che sono state causa di cedimento o crepatura a seguito di una successiva prova a fatica (Tabella 2.2). Da quest'ultima è stato dedotto che le variabili di maggior impatto sul rischio di crepatura sono la dimensione del difetto, e la prossimità di quest'ultimo alla superficie del manufatto o ad un altro difetto. Da tali osservazioni è dunque possibile definire una strategia di analisi per la valutazione della rischiosità di un difetto rilevato tramite micro-topografia a raggi X tale da pronosticare l'esito di un'eventuale prova a fatica, senza che essa debba essere effettivamente eseguita.

Tabella 2.2 - Estensione in termini di $\sqrt{\text{area}}$ (mm) dei difetti da cui ha avuto origine il cedimento indotto attraverso una prova a fatica, rilevati attraverso microscopio ottico e tre di differenti micro-tomografi computerizzati (Carboni, 2017). Le combinazioni di NSI X-25 e VG Studio MAX (CT-a) e di NSI X-25 e FIJI (CT-b) sono state utilizzate per l'ispezione di due soli provini (5 e 6), mentre la combinazione di GE v|tome|x e FIJI (CT-c) è stata impiegata per l'osservazione di questi ultimi e di ulteriori quattro provini (1, 2, 3 e 4)

Provino →	1	2	3	4	5	6
Microscopio	0.100	0.249	0.265	0.276	0.259	0.161
CT-a	-	-	-	-	0.258	0.168
CT-b	-	-	-	-	0.261	0.167
CT-c	0.095	0.245	0.215	0.172	0.271	0.141

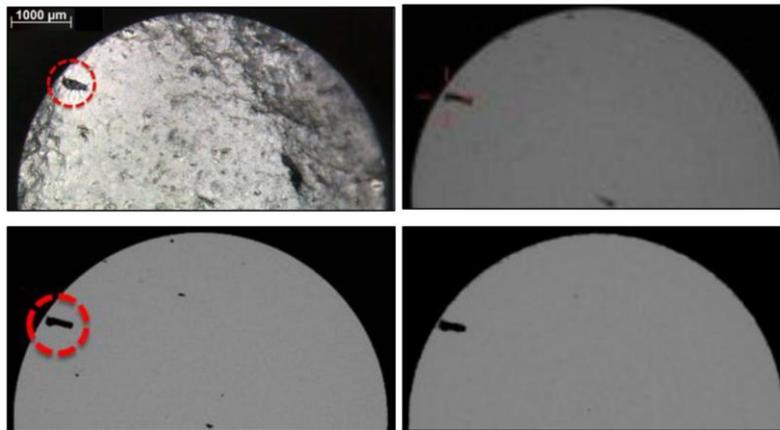


Figura 2.4 - Immagini del difetto da cui ha avuto origine il cedimento sul provino 5 (Carboni, 2017), generate rispettivamente attraverso microscopio, combinazione di NSI X-25 e VG Studio MAX, combinazione di NSI X-25 e FIJI e combinazione di GE v|tome|x e FIJI

Anche laddove si continui ad utilizzare un controllo di tipo campionario, quest'ultimo risulta potenziato grazie allo sfruttamento delle nuove tecnologie: la possibilità di controllare i prodotti in maniera più o meno automatica, ha decretato in molte imprese un incremento della numerosità del lotto ispezionato. Di conseguenza, se precedentemente la distribuzione binomiale (Equazione 2.1) assumeva un ruolo di rilevanza al fine di stimare la probabilità di riscontrare un determinato numero di elementi difettosi nel campione ispezionato, oggi essa ha lasciato il posto alla distribuzione ipergeometrica (Equazione 2.2).

$$p_I(x) = \frac{\binom{D}{x} \binom{N-D}{n-x}}{\binom{N}{n}} \quad (\text{Equazione 2.1})$$

$$p_B(x) = \binom{n}{x} \left(\frac{D}{N}\right)^x \left(1 - \frac{D}{N}\right)^{n-x} \quad (\text{Equazione 2.2})$$

dove con $p_I(x)$ e $p_B(x)$ si fa riferimento alla probabilità di rilevare x pezzi difettosi, rispettivamente attraverso distribuzione ipergeometrica e binomiale, a valle di un controllo campionario su n elementi appartenenti ad un lotto di dimensione N , contenente D pezzi non conformi.

Infatti, la condizione che consente di approssimare la distribuzione ipergeometrica con una binomiale (Equazione 2.3) presuppone l'utilizzo di campioni di piccole dimensioni rispetto al lotto dal quale vengono prelevati. Infatti, quando la numerosità del campione è molto piccola rispetto a quella del lotto di appartenenza, la probabilità di ogni singolo elemento di essere estratto rimane pressoché costante per ogni estrazione.

L'attuale tendenza ad estendere i volumi del campione ispezionato, abilitata dal digitale e dall'innovazione tecnologica, e al tempo stesso processare lotti sempre più piccoli, per rispondere alla domanda dettata dalla *mass customization*, ha quindi portato al progressivo abbandono dell'utilizzo della binomiale in tal contesto. Infatti, in tali condizioni operative, l'indicatore di tendenza centrale e la varianza di tale distribuzione (Equazioni 2.6 e 2.7) non trovano più corrispondenza a quelli dell'ipergeometrica (Equazioni 2.4 e 2.5).

$$\frac{n}{N} \leq \frac{1}{10} \quad (\text{Equazione 2.3})$$

$$\mu_I = n \frac{D}{N} \quad (\text{Equazione 2.4})$$

$$\sigma_I^2 = n \frac{D}{N} \left(1 - \frac{D}{N}\right) \left(\frac{N-n}{N-1}\right) \quad (\text{Equazione 2.5})$$

$$\mu_B = n \frac{D}{N} \quad (\text{Equazione 2.6})$$

$$\sigma_B^2 = n \frac{D}{N} \left(1 - \frac{D}{N}\right) \quad (\text{Equazione 2.7})$$

L'estensione dei volumi campionari e il conseguente venir meno della coincidenza tra distribuzione ipergeometrica e binomiale è inoltre causa del graduale abbandono di metodi di progettazione del piano di campionamento quali il Nomogramma di Larson. Esso per altro, anche qualora l'estensione del campione utilizzato non sia tale da escluderne la possibilità di utilizzo, pecca di estrema imprecisione e sommarietà. Si tratta di uno strumento grafico, che permette la risoluzione manuale di sistemi complessi fondati su una distribuzione binomiale, restituendo un risultato approssimativo. Esso veniva tradizionalmente utilizzato per la deduzione della dimensione del campione n e della soglia di accettazione c ottime, noti i gradi di difettosità tollerata dal committente LTPD (*Lot Tolerance Percentage Defective*) e di quella del sistema produttivo del fornitore AQL (*Acceptance Quality Level*), nonché i rischi assunti dal fornitore di vedersi rifiutato un lotto valido (α) e dal committente di accettare un lotto di scarsa qualità (β). Il suo utilizzo manuale è rappresentato in Figura 2.5. Oggi questa metodologia di campionamento rudimentale e approssimativa è stata quasi del tutto abbandonata: esistono oggi *software* che consentono la determinazione dei parametri di campionamento n e c , in maniera quanto più precisa e immediata, sulla base dei valori LTPD, AQL, α (rischio che un lotto conforme non superi il *test* di qualità), β (rischio che un lotto difettoso venga accettato), inseriti in *input*. Grazie all'immane potenza degli odierni calcolatori, l'approssimazione della distribuzione

ipergeometrica con la binomiale tradizionalmente sfruttata con fini semplificativi, non è più necessaria: calcoli matematici ad elevata complessità, come il sistema tra α e β per la derivazione del piano di campionamento con distribuzione ipergeometrica (Sistema 2.1), vengono svolti in maniera automatica ed estremamente celere da *software* che sfruttano calcoli paralleli e il *cloud online* per gestire il peso volumetrico e computazionale.

$$\begin{cases} 1 - \alpha = \frac{\sum_{i=0}^c \binom{N \cdot AQL}{i} \binom{N - N \cdot AQL}{n - i}}{\binom{N}{n}} \\ \beta = \frac{\sum_{i=0}^c \binom{N \cdot LTPD}{i} \binom{N - N \cdot LTPD}{n - i}}{\binom{N}{n}} \end{cases} \quad (\text{Sistema 2.1})$$

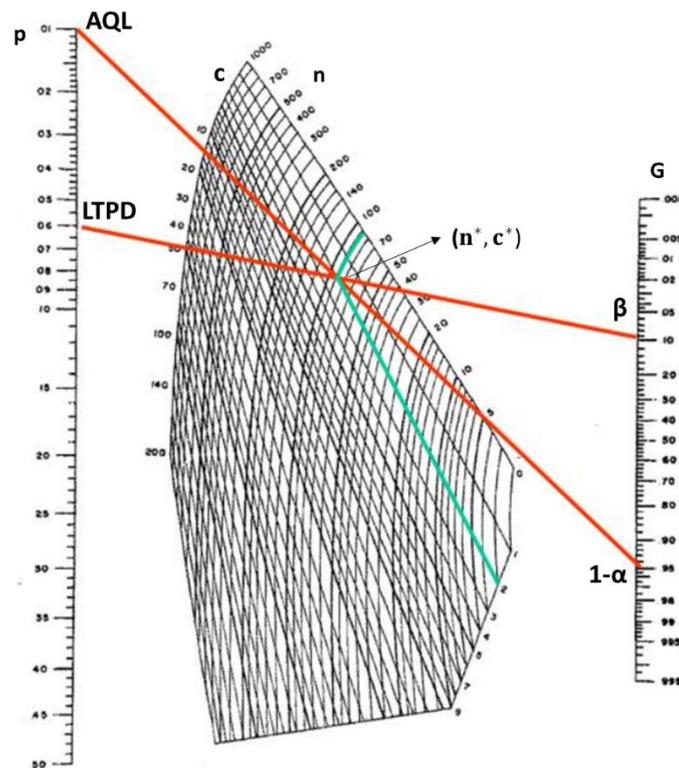


Figura 2.5 - Tradizionale metodo di progettazione di un piano di campionamento basato sul Nomogramma di Larson: si riportano sull'asse relativo alla difettosità (p) i valori di AQL e LTPD e sull'asse relativo al rischio G i valori di $1-\alpha$ e β . Si tracciano manualmente due rette che congiungono l'AQL con $1-\alpha$ e l'LTPD con β . In corrispondenza del punto di intersezione tra esse si evince la combinazione di numerosità del campione n^* e soglia di accettazione c^* relativa al piano di campionamento ottimo.

Tuttavia, le produzioni che richiedono alti livelli di personificazione del prodotto, caratterizzate da forte imprevedibilità ed eterogeneità della domanda, non si adattano all'utilizzo dei tradizionali metodi statistici per il controllo qualità. Nell'ottica che vede la qualità, non più come metrica statica e oggettiva, ma come concetto individuale e in continua evoluzione, un campionamento costruito sulla base della percezione di qualità dei singoli clienti può creare un vantaggio economico per le imprese. Shaniel Davrajh (*et. al*, 2013) propone un modello basato su una valutazione sulla convenienza economica di controllare o

meno una certa caratteristica su un determinato prodotto, che stabilisca se la stazione di controllo attira all'ispezione di tale caratteristica debba essere attivata o disattivata.

Nello spazio sottostante sono riportate le espressioni per il calcolo delle stime dei profitti conseguibili nei quattro diversi scenari, rispettivamente "ispezione di un prodotto conforme" (Equazione 2.8), "ispezione di un prodotto difettoso" (Equazione 2.9), "non ispezione di un prodotto conforme" (Equazione 2.10) e "non ispezione di un prodotto non conforme" (Equazione 2.11).

$$\pi(isp, non\ dif) = Prezzo - Costo\ produzione - Costo\ ispezione \quad (Equazione\ 2.8)$$

$$\pi(isp, dif) = - Costo\ produzione - Costo\ ispezione \quad (Equazione\ 2.9)$$

$$\pi(non\ isp, non\ dif) = Prezzo - Costo\ produzione \quad (Equazione\ 2.10)$$

$$\pi(non\ isp, dif) = Prezzo - Costo\ produzione - Costo\ esterno \quad (Equazione\ 2.11)$$

Il costo esterno è un costo fittizio, che stima le perdite di denaro o reputazionali legate ad un reclamo, che l'impresa dovrà sostenere nell'evenienza in cui il prodotto presenti un'anomalia sulla caratteristica che si è deciso di non sottoporre a controllo. Esso è costruito in funzione di un *rating* di pericolosità (RP), tanto più alto quanto disagianti o dannose sono le conseguenze legate all'utilizzo da parte del consumatore del prodotto guasto, e un *rating* di importanza (RI) attraverso il quale lo stesso cliente esprime l'importanza di tale caratteristica o funzionalità in relazione alla personale concezione di qualità che ha su quel prodotto.

$$Costo\ esterno = RP \cdot RI \cdot Prezzo \quad (Equazione\ 2.12)$$

Si deciderà di controllare sul prodotto la caratteristica in questione se il profitto atteso relativo a questa casistica (Equazione 2.13) supera il profitto atteso che ci si aspetta di ottenere nel caso in cui tale caratteristica non venga ispezionata (Equazione 2.14).

$$E[\pi(isp)] = (1 - p) \cdot \pi(isp, non\ dif) + p \cdot \pi(isp, dif) \quad (Equazione\ 2.13)$$

$$E[\pi(non\ isp)] = (1 - p) \cdot \pi(non\ isp, non\ dif) + p \cdot \pi(non\ isp, dif) \quad (Equazione\ 2.14)$$

p è il tasso di difettosità della caratteristica in analisi, funzione dell'affidabilità dei processi produttivi: viene calcolata a partire dal tasso di affidabilità dichiarato dal produttore/fornitore e aggiornata ogni volta che si verifica un'ispezione: se ad esempio l'affidabilità dichiarata in partenza è del 99%, in occasione della prima ispezione essa passerà a 99,01% (=100/101) se il controllo avrà esito positivo, o a 97,03% (=98/101) in caso contrario.

La validità di questo approccio di campionamento è stata dimostrata tramite il *software* Labview, utilizzato per simulare i profitti attesi conseguiti con il metodo proposto da Shaniel Davrajh e quelli relativi ai casi estremi di controllo a tappeto e totale assenza di controlli, in 20 diverse combinazioni dei parametri in *input* (i risultati sono mostrati in Tabella 2.3).

Si può notare che in corrispondenza di *rating* di importanza per il cliente bassi e tassi di difettosità bassi, legati ad un'alta affidabilità del sistema di produzione, i profitti attesi ottenuti con il modello di Shaniel Davrajh uguagliano quelli relativi ad una totale assenza di controllo; al contrario, negli scenari che vedono un forte interesse da parte del cliente per la caratteristica/funzionalità in questione e sistemi di produzione poco affidabili, il modello restituisce profitti attesi pari a quelli di un controllo a tappeto. Complessivamente l'adozione del modello adattivo di Shaniel Davrajh ha restituito profitti attesi superiori del 14% a quelli conseguiti attraverso un approccio a tappeto, e ben il 27% in più di quelli ottenuti nel caso di totale mancanza di controllo (Figura 2.6).

Si tratta dunque di un modello di campionamento estremamente responsivo alle necessità vigenti e alla percezione di qualità che ha il cliente sul prodotto, dal quale possono trovare grande giovamento ambienti produttivi poco stabili, soggetti a frequenti riconfigurazioni per rispondere ai requisiti dei parte dei clienti in continua evoluzione.

Tabella 2.3 - Esiti di profitto ottenuti con campionamento a tappeto, nessun controllo e metodo adattivo di Davrajh S. (2013) per 20 differenti scenari attraverso il software di simulazione Labview. Il tasso di difettosità è stato introdotto in un generatore casuale discreto basato sulla funzione di probabilità Bernoulliana che restituisce in output prodotti difettosi e conformi

Prova numero	Dimensione lotto	Prezzo di vendita	Costo di ispezione	Costo di produzione	Rating di pericolosità	Rating di importanza	Tasso di difettosità	Profitto 100%	Profitto 0%	Profitto modello
1	10	1000	150	400	1	1	0.7	-5300	6000	6000
2	10	2000	300	800	3	5	0.7	-2200	-12000	-2200
3	10	3000	450	1200	5	10	0.7	-7500	-57000	-7500
4	100	1000	150	400	2	9	0.8	10000	10000	10150
5	100	2000	300	800	4	5	0.8	22800	-72000	22800
6	100	3000	450	1200	6	3	0.8	34200	-252000	34200
7	100	4000	600	1600	1	6	0.9	124000	200000	200000
8	500	1000	150	400	4	9	0.9	163400	124000	163400
9	500	2000	300	800	6	4	0.9	312800	12000	312800
10	500	3000	450	1200	2	1	0.95	540600	708000	555450
11	1000	1000	150	400	3	5	0.95	375800	441000	376750
12	1000	2000	300	800	2	2	0.95	765600	1010000	789600
13	1000	3000	450	1200	2	2	0.85	661200	816000	661650
14	10000	1000	150	400	5	8	0.85	2460200	-1285000	2460200
15	10000	2000	300	800	6	1	0.85	4620800	-6768000	4620800
16	10000	3000	450	1200	4	10	0.92	10093800	8268000	10093800
17	50000	1000	150	400	1	1	0.84	11389600	22064000	22064000
18	50000	2000	300	800	3	10	0.9	30711600	29382000	30711600
19	50000	3000	450	1200	2	7	0.75	14760600	14658000	14759300
20	100000	1000	150	400	5	6	0.9	30854400	9480000	30854400

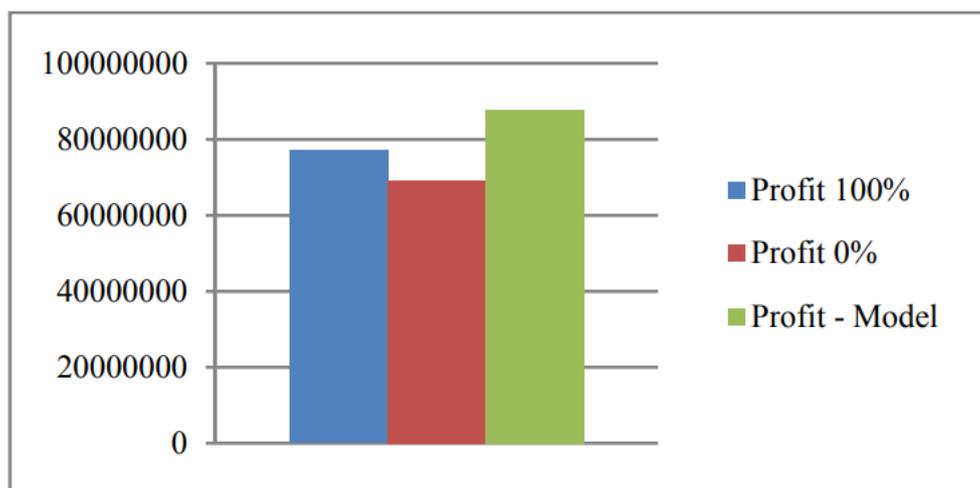


Figura 2.6 - Profitti attesi complessivi, relativi all'applicazione di un controllo a tappeto, di totale assenza di controllo e dell'adozione del modello adattivo di Davrajh S. (2013), ottenuti a seguito della simulazione di 20 diversi scenari su Labview

2.7. Livelli incrementali di digitalizzazione e automazione nelle pratiche di controllo qualità

Come è stato precedentemente specificato, non basta che sussista una traduzione in formato elettronico della documentazione e l'estromissione del cartaceo per poter parlare propriamente di *digital transformation*. L'adozione del digitale può avvenire in maniera più o meno pervasiva e assumere differenti livelli di maturità, eventualmente avanzando progressivamente lungo questi ultimi. Uno studio effettuato da Gautam Dutta (*et al.*) nel 2021 può far chiarezza sui diversi gradi di integrazione e trasformazione digitale realizzabili ad oggi in ambito industriale. A tal proposito sono stati identificati cinque gruppi di implementazione incrementale.

Tale discretizzazione è frutto di un'analisi bidimensionale, basata sul formato dei dati e sulla loro modalità di gestione. La prima variabile copre un domino che parte da dati non digitali, evolve in *digital data* proprietari, e raggiunge il suo culmine in un sistema aperto, che si basi ad esempio su uno *standard* di configurazione dei dati ampiamente condiviso tra sistemi differenti. Nel caso di dati proprietari le informazioni presenti nei diversi sistemi aziendali, sebbene siano memorizzate in formato digitale, non presentano alcuna integrazione, cosicché è necessario l'intervento umano che ponga rimedio a tale disconnessione tra dati eterogenei, ad esempio attingendo alle informazioni derivanti da un dato sistema e inserendole manualmente su un altro. Una soluzione per colmare il divario tra sistemi e dati multi-fonte è stata avanzata da G. Xiao (*et al.*, 2019), e consiste in un *software* che sfrutta l'*Ethernet* industriale per integrare in maniera ordinata e condividere dati di qualità tra sistemi aziendali che utilizzano *data format* differenti. Vidosav D. Majstorovic (*et al.*, 2015) suggerisce un'integrazione tra programmi *computer-aided*

tramite l'utilizzo di un *data format* neutrale, che doni uniformità strutturale ad informazioni di diversa natura. I dati vengono quindi convertiti in formato IGES (*Initial Graphics Exchange Specification*) per colmare il *gap* comunicativo tra fonti eterogenee.

Per quanto riguarda il *Data Management*, invece, da una manipolazione manuale delle informazioni si passa ad un modello *closed-loop* totalmente automatizzato, supportato da connessioni IoT. Il requisito di fondo per il conseguimento della perfetta automazione dei processi di *quality control* è la stretta connessione tra *software computer-aided*: ne costituisce un esempio il *framework* olistico di gestione dei dati suggerito da Vidosav D. Majstorovic (*et al.*, 2015) per la pianificazione delle ispezioni effettuate da una macchina a misura a coordinate. Esso vede l'interoperabilità tra CAD (*Computer Aided Design*), CAM (*Computer Aided Manufacturing*), CAI (*Computer Aided Inspection*) e CAIP (*Computer Aided Inspection Planning*), così da sfruttarne globalmente i diversi contributi e integrare i dati offerti da ognuno di essi. Il CAI consente l'accesso alle caratteristiche fisiche del manufatto e alle sue proprietà dimensionali; queste, tuttavia, assumono significato solo a seguito dell'estrazione del relativo modello di *design* dal CAD. La connessione con il CAM è anch'essa importante: infatti prendere coscienza dei vincoli tecnologici che derivano dal processo produttivo è cruciale per assicurare l'efficacia di quello ispettivo. CAI, CAD e CAM dunque supportano il CAIP con informazioni sullo stesso manufatto ma di diversa natura: rispettivamente metrologica, geometrica e tecnica; esse, completandosi a vicenda, generano una chiara visione d'insieme sul prodotto da ispezionare. Il CAIP applica a questa collezione di dati le regole di pianificazione dei controlli.

Anche il modello di controllo dinamico della qualità guidato dal gemello digitale avanzato da Jinfeng Liu (*et al.*, 2012) pone le basi su una costante connessione, abilitata da reti IoT, tra sistemi CAD, CAM e CAE (*Computer Aided Engineering*), generando una stretta integrazione tra progettazione geometrica, modello tridimensionale e produzione reale.

Al più basso livello di *digital maturity*, appartengono le imprese che adottano ancora il tradizionale approccio di annotazione su carta delle evidenze riscontrate durante il controllo qualità. Qui, i dati "congelati" su fogli cartacei mostrano un grado di flessibilità e integrazione praticamente nulli, che ne limitano in maniera considerevole le possibilità di sfruttamento a scopi correttivi e manutentivi.

Il secondo gruppo designato da Gautam Dutta racchiude tutti quei casi in cui all'utilizzo della carta si preferisce quello dei fogli di calcolo, ad esempio *Excel*, per la registrazione delle informazioni di qualità. Questi offrono funzionalità basilari che possono facilitare l'operatore nell'analisi dei dati e nella loro rappresentazione grafica; tuttavia, non sono integrati all'interno di un ecosistema aziendale interconnesso, ma operano in modalità autonoma. Questa loro natura *stand-alone* rende ancora imprescindibile l'interessamento umano per l'importazione dei dati e la comunicazione tra sistemi.

Il terzo livello differisce da quello precedente per l'utilizzo in tema qualità di applicativi e *software*, acquistati sul mercato in pacchetti *standard* già pronti all'uso o sviluppati *ad hoc* dall'azienda stessa per rispondere alle proprie specifiche esigenze. Questi supportano i processi di *quality control* in diversi ambiti: rilevazione dei dati tramite sensori, confronto tra misure osservate e *range* di tolleranza, gestione dei codici identificativi e tracciamento basato su tecnologie RFID. Sebbene l'adozione di queste tecnologie informatiche garantisca un trattamento dei dati in formato digitale e in maniera autonoma, la trasmissione delle informazioni tra differenti sistemi aziendali avviene ancora manualmente.

L'interoperabilità tra domini si fa tangibile nel quarto livello: qui la gestione dei dati è resa finalmente automatica grazie all'ausilio di *software* che ne consentono una globale collezione e integrazione. Sistemi come il già citato MES e il PLM ("*Product Lifecycle Management*"), sfruttando l'IoT, garantiscono una completa tracciabilità del prodotto e forniscono dati relativi al suo intero ciclo di vita, fruibili da tutti i sistemi aziendali. Ovviamente il presupposto per la realizzazione di un tale ambiente interconnesso è l'adozione di un unico formato-dati, condiviso a livello aziendale o addirittura lungo l'intera catena di fornitura.

Un concreto esempio di implementazione di un sistema *digital-based* per l'analisi e raccolta dei dati all'interno di un'azienda automobilistica è suggerito da Liviu Dorin Pop, in un articolo pubblicato nel 2020. L'abolizione della documentazione cartacea a supporto delle attività di reportistica delle difettosità dei componenti e del *Control Plan* basa le sue fondamenta su una connessione radicata tra i programmi informatici aziendali. Se la tradizionale procedura prevedeva l'annotazione su carta delle anomalie osservate, il sistema proposto da Liviu Dorin Pop consente la loro diretta trasmissione al *software* SAP, tramite il semplice utilizzo di un *tablet* da parte dell'operatore. L'aggiornamento dei dati di qualità è quindi immediato, così come la loro analisi e l'espulsione dei componenti difettosi; attività *time-consuming* e a scarso valore aggiunto di compilazione manuale e di *reporting* tra reparti sono totalmente estromesse, con ragguardevoli riduzioni di sprechi tempo e richiami tardivi.

Tradizionalmente tutti i dati statici utili al controllo qualità (limiti di tolleranza, strumenti da utilizzare, tipologia di controllo, dimensione del campione, frequenza con cui effettuare l'ispezione, l'attore responsabile in ogni fase del processo e piani di reazione da attuare nei casi di difettosità), memorizzati su SAP, erano organizzati all'interno di un vasto documento, il *Control Plan*, del quale un'identica copia cartacea veniva stampata per ogni prodotto e per ciascun addetto al controllo. La connessione diretta con il *software* SAP, invece, dà all'operatore la possibilità di visualizzare direttamente su *tablet* solo la porzione di parametri rilevanti per effettuare la procedura ispettiva sulla postazione di lavoro, il prodotto e la fase del processo di competenza.

La massima automazione dei processi in ambito qualità trova riscontro in corrispondenza del quinto ed ultimo livello incrementale. Qui, ai benefici apportati dalla totale interoperabilità tra

sistemi si sommano quelli generati da una struttura di trasmissione dei dati “a ciclo chiuso”: i dati acquisiti sul piano dello *shopfloor*, opportunamente elaborati e analizzati, vengono utilizzati a fini di apprendimento e miglioramento dei processi ai più alti livelli gerarchici. Le informazioni generate durante i processi ispettivi offrono così un duplice potenziale di sfruttamento: quello classico, a fini di validazione della qualità del prodotto analizzato, e uno nuovo che concerne l’ottimizzazione dei processi di *quality control*, ma anche di pianificazione e *design*. Il raggiungimento di questo estremo innovativo implica l’impiego di tecnologie moderne di *Artificial Intelligence* e di *Digital Twin*; queste ultime creano una convergenza tra l’elemento reale e il suo modello virtuale simulato, e quindi tra le istanze *as-designed* e *as-built*.

Attualmente, un esiguo numero di imprese è collocabile sotto il più alto livello di digitalizzazione della qualità; il che evidenzia un ampio potenziale per il cui giovamento la maggior parte delle industrie non si è ancora adoperata.

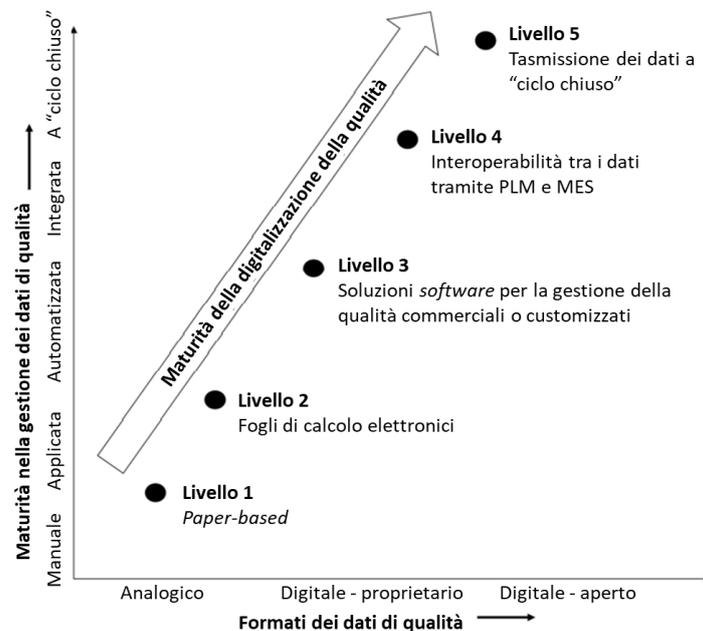


Figura 2.7 - I cinque livelli di maturità di digitalizzazione della qualità identificati in funzione del formato dei dati adottato e del metodo di gestione di questi ultimi (Dutta, 2021)

Parlando, invece, nello specifico delle procedure di ispezione della qualità a livello di *shopfloor*, ciò a cui si tende è la creazione di un contesto altamente collaborativo tra sistemi e operatori, che progressivamente riduca l’esigenza di un diretto intervento umano fino al raggiungimento della totale automazione dei processi.

Tuttavia, va fatta chiarezza sulla distinzione tra automazione e digitalizzazione: la loro frequente compresenza non deve trarre in inganno. Si tratta sì di concetti strettamente correlati, in quanto il primo presuppone la parametrizzazione e mappatura dei processi in formato digitale; tuttavia, non vale il contrario.

Si parla quindi tutt'oggi di "sistemi a controllo umano" laddove l'attività di osservazione del prodotto da esaminare rimane affidata all'uomo, anche qualora sussistano dispositivi di realtà aumentata in grado di prestare un solido supporto all'operatore. Infatti, nel concreto, è quest'ultimo a realizzare l'azione ispettiva in sé e, sulla base dei risultati da essa derivanti, a decidere se il prodotto sia da considerarsi conforme o difettoso.

Analogo discorso vale quando l'utilizzo di dispositivi di realtà virtuale è limitato al solo scopo di consentire la modalità di ispezione "da remoto". In questa circostanza, l'esaminatore osserva una copia virtuale del processo produttivo, che evolve istantaneamente con esso grazie a *software cloud* di simulazione *real-time*. Indossando occhiali "intelligenti" o per mezzo di un semplice *monitor*, l'operatore preposto al controllo qualità potrà agire come se si trovasse a bordo macchina. Quindi, seppur i dati di qualità e il processo di ispezione siano totalmente *digital*, l'attività umana è preponderante e imprescindibile.

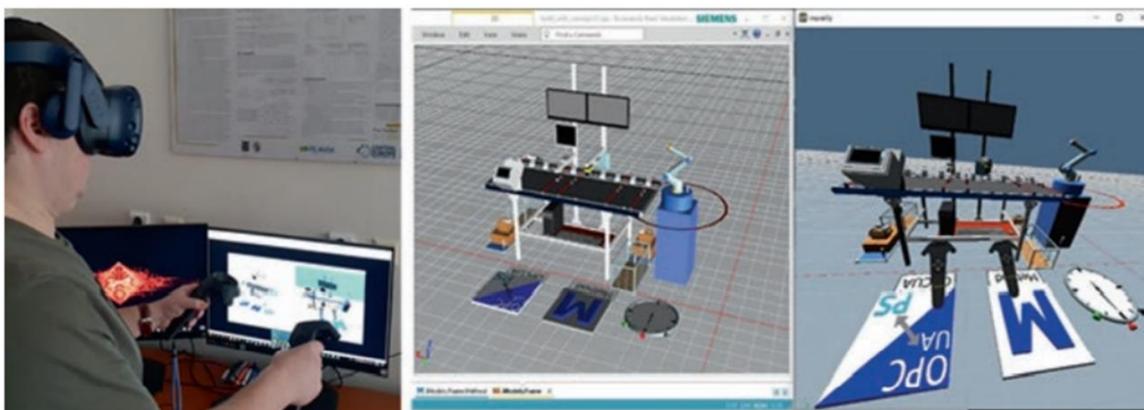


Figura 2.8 - Esempio illustrativo di un caso di controllo qualità da remoto tramite un software di simulazione *real-time* del processo basato sulla tecnologia *Digital Twin* (Zidek, 2020): l'addetto al controllo qualità, indossando occhiali di realtà virtuale *HTC Vive Pro* (sulla sinistra) viene immesimato in uno spazio virtuale tridimensionale che riproduce in tempo reale l'effettivo stato operativo del processo produttivo (sulla destra). L'operatore potrà quindi compiere l'attività di controllo come se si trovasse a bordo linea, immettendo a sistema comandi di input.

Una parziale automazione si riscontra nei casi in cui la convenzionale ispezione visiva, effettuata dall'uomo, sia seguita da un'espulsione automatica dei prodotti non conformi. Quando l'operatore osserva un difetto sul manufatto immette un comando a sistema attraverso un'interfaccia interattiva; il sistema risponde quindi al segnale di *input* allontanando l'elemento in questione dalla linea (attraverso espulsori pneumatici, a tappeto retrattile, a getto d'aria o a deviazione motorizzata), senza che l'operatore debba farlo manualmente.

Il caso contrario si verifica quando la semi-automazione del processo di ispezione ha a che fare con la stessa osservazione del prodotto, effettuata in maniera autonoma per mezzo di macchinari o strumenti "sensorizzati". Il sistema visivo riporta i dati di misurazione all'operatore, ma è sempre quest'ultimo ad effettuare il confronto con il prestabilito *range* di tolleranza, e quindi a decidere sul destino del manufatto. Ciò non consente la totale integrazione tra sistema visivo e

processo produttivo, e l'espulsione del manufatto difettoso richiede ancora l'intervento di un operatore. Egli agirà su un determinato *item* in seguito alla presa di visione dei risultati dell'osservazione su questo effettuata, mostrati a *monitor* dal sistema. È quindi opportuno che gli esiti dell'osservazione automatica siano presentati in modo comprensibile e immediato al dipendente, così che egli possa decidere sulla conformità o meno del prodotto, ed eventualmente prelevare il pezzo difettoso dalla linea. Il preliminare studio di un'interfaccia interattiva che ottimizzi la comunicazione e cooperazione tra uomo e macchina può essere determinante per il raggiungimento del loro perfetto coordinamento.

Un esempio di completa automatizzazione per alcuni processi di controllo può avvenire attraverso l'impiego di *computer* a controllo numerico (CNC) e di controllori logici programmabili (PLC), che elaborino i dati generati da dispositivi quali sensori e sistemi di visione, validando per ogni misura l'adempimento alle rispettive tolleranze. Talvolta è possibile la totale estromissione dell'uomo dall'attività di analisi, che risulta totalmente computerizzata; non si parla quindi più di "sistemi a controllo umano" ma di "sistemi di controllo del processo" (R. A. Rojas and M. A. Ruiz Garcia, 2020).

In un contesto di totale automazione, è necessario che la verifica della conformità del prodotto venga effettuata prima che esso entri nella successiva fase produttiva. CNC e PLC consentono il passaggio dal controllo centralizzato ad uno distribuito, e quindi una celere reazione da parte del sistema nell'evenienza di elementi difettosi.

Questi dispositivi effettuano una prima analisi dei dati, a livello del singolo macchinario, attribuendo continuità al processo ispettivo, che non risulta più "interrotto" dall'esigenza dell'immissione di un *input* dall'esterno. Alcuni processi di controllo, se integrati con idonei dispositivi di espulsione alla linea produttiva, possono essere totalmente automatizzati così da avanzare in totale autonomia. L'operatore potrà comunque supervisionare il progredire dell'attività in qualsiasi momento lo desideri, attraverso interfacce grafiche o in 3D tramite occhiali "intelligenti", tuttavia non è richiesto un suo diretto intervento.

Ovviamente la totale indipendenza del sistema presuppone una mappatura dettagliata del processo di controllo, così come la digitalizzazione delle tolleranze e di tutti i parametri rilevanti per la validazione della qualità.

L'ulteriore integrazione tra CNC, PLC e istanze ai più alti livelli gerarchici dà poi la possibilità di aggregare e archiviare i dati storici generati a livello di *shopfloor*. A questo complesso informativo potranno attingere sistemi SCADA e MES per effettuare analisi multi-periodo a fini preventivi e di ottimizzazione dei processi.

2.8. I limiti della tecnologia e alcune criticità ad essa correlate

Finora ci siamo limitati ad enunciare le non poche potenzialità e opportunità efficientanti offerte dalla trasformazione digitale. Tuttavia, è doveroso sottolineare che essa tende a portare con sé anche alcune criticità, che possono impattare negativamente sulla qualità attesa.

Come già detto, le moderne tecnologie ispettive favoriscono e facilitano l'incremento della dimensione n del campione. Ciò rende i controlli maggiormente selettivi rispetto a prima e l'incertezza del *test* di ipotesi correlato al campionamento si riduce: i rischi (o probabilità) che un lotto contenente un eccessivo numero di pezzi difettosi superi il controllo (β) e, al contrario, che un lotto in linea con i requisiti di accettazione venga scartato (α) possono essere ridotti drasticamente. La curva operativa caratteristica del piano di campionamento si fa più ripida, fino ad arrivare alla sua verticalizzazione in caso di controllo totale della produzione, in cui numerosità di campione e lotto coincidono e i rischi assunti da fornitore e committente idealmente risultano nulli (Figura 2.10).

Tuttavia, la riduzione di incertezza apportata da un controllo maggiormente esteso ha una spiacevole conseguenza, soprattutto nei rapporti di fornitura: il *supplier* è meno incentivato a ridurre il livello di difettosità dei propri prodotti. Infatti, se prima il rischio di vedersi rifiutato un intero lotto che poteva considerarsi buono faceva sì che il fornitore adottasse in via precauzionale un sistema a più basso grado di difettosità, ora la qualità offerta si fa prossima a quella tollerata dal committente; i livelli di qualità fornita e richiesta giungono, in via teorica, a coincidere con l'adozione di un controllo a tappeto. Il controllo campionario, rispetto a quello totale, ha quindi il vantaggio di stimolare la concentrazione dei *supplier* alla qualità: se il campione non risponde alle specifiche, il rifiuto da parte del committente non si limiterà ai soli prodotti controllati ma all'intera fornitura. La facilità con cui è oggi possibile estendere i controlli qualità sulla merce, paradossalmente, ha quindi il rischio incentivare l'innalzamento del livello di difettosità di mercato.

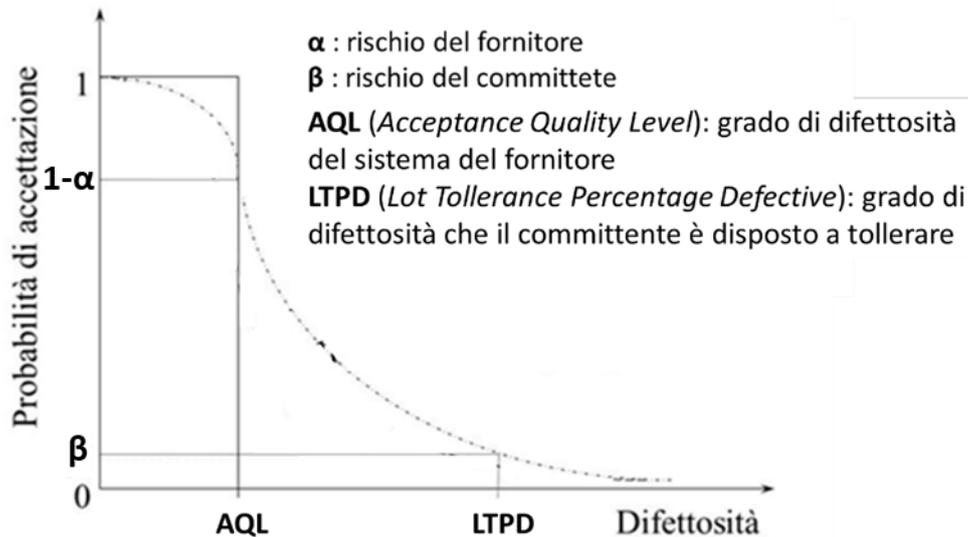


Figura 2.9 - Curva operativa caratteristica di un generico piano di campionamento (linea tratteggiata) che definisce la probabilità di accettazione in funzione della difettosità. Individuazione sull'asse delle ordinate dei rischi assunti da fornitore e committente, rispettivamente α e β , ottenuti proiettando i valori di AQL e LTPD verticalmente sulla curva operativa e leggendo sull'asse delle ordinate il valore corrispondente

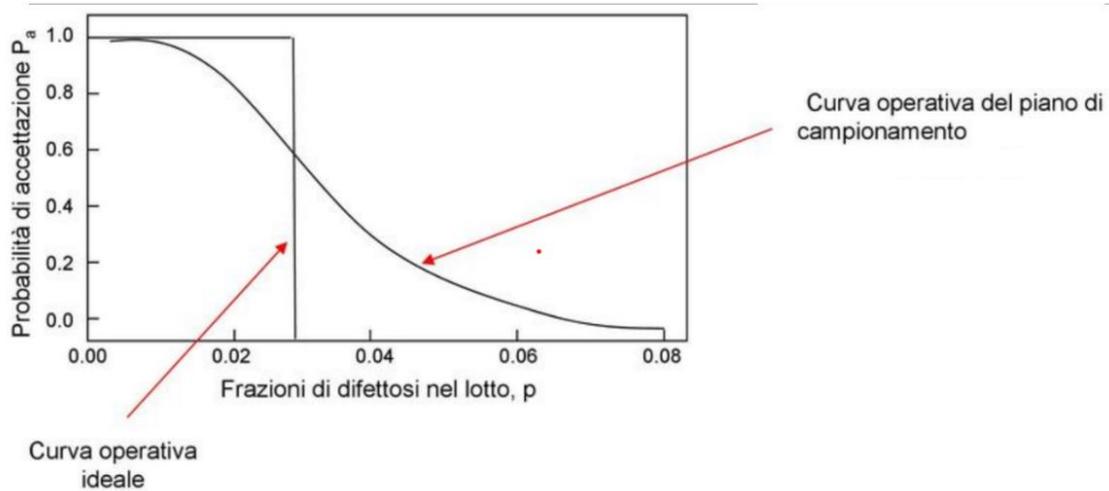


Figura 2.10 - Confronto tra una curva operativa di un generico piano di campionamento (curva) e quella ideale relativa ad un campionamento a tappeto (linea spezzata): in quest'ultima il segmento verticale identifica sull'asse delle ascisse il grado di difettosità offerto dal fornitore e tollerato dal committente, rispettivamente AQL e LTPD, in via teorica coincidenti

Spesso c'è la tendenza da parte delle imprese ad affidare i propri processi alle tecnologie moderne con l'idea che il loro operato sia impeccabile e infallibile. Le soluzioni basate sul digitale consentono la rilevazione di segnali continui, permettendo alle imprese di effettuare in dinamicità attività ispettive che precedentemente richiedevano l'immobilità del prodotto (come nel caso delle selezionatrici ponderali in sostituzione alle tradizionali bilance, o dell'utilizzo di *metal detector* o sistemi a raggi X per l'individuazione di materiali contaminanti). Tuttavia, non bisogna esimersi dal considerare che, seppur le tecnologie digitali consentano di trattare segnali analogici continui, la loro memorizzazione avviene a seguito di una loro conversione in dati digitali discreti; verranno

quindi memorizzati esclusivamente i dati del segnale rilevati dal sensore in corrispondenza dell'istante di campionamento. All'incertezza relativa al campionamento del segnale si va poi a sommare quella legata alla limitata risoluzione del convertitore analogico-digitale: nel caso in cui essa sia ad esempio di 12 *bit*, il *range* in cui è contenuto il segnale rilevato dal sensore verrà suddiviso in 4096 (2^{12}) livelli discreti e ciascun valore campionario osservato verrà allocato all'interno di uno di questi, e conseguente approssimato con il valore identificativo di tale quanto. Maggiore sarà quindi l'ampiezza di propagazione del segnale, maggiore sarà l'intervallo di valori associabili ad un unico quanto e quindi l'imprecisione nella lettura del segnale. Un segnale altamente disturbato da rumore, il quale ne estende la propagazione, verrà quindi rilevato con minor accuratezza; inoltre risulterà distorto in quanto presenterà un più o meno alto numero di *bit* rappresentativi del rumore e non del segnale utile.

Se la frequenza del segnale è molto alta si rischia poi di incorrere nel suo sotto-campionamento con il verificarsi di episodi di *aliasing* (Figura 2.11) e la ricostruzione di un segnale digitale totalmente distorto. In questi casi il teorema del campionamento definito da Nyquist-Shannon non viene rispettato; esso dichiara che, perché l'interpolazione dei dati campionari restituisca una curva rappresentativa del segnale analogico, bisogna utilizzare una frequenza di campionamento che sia almeno doppia rispetto alla massima frequenza del segnale analogico.

Data la tendenza dei dati digitali ad essere fortemente rumorosi, la rilevazione di un eventuale malfunzionamento dei sensori rappresenta inoltre un'importante criticità la cui risoluzione è ancora oggetto di ricerca.

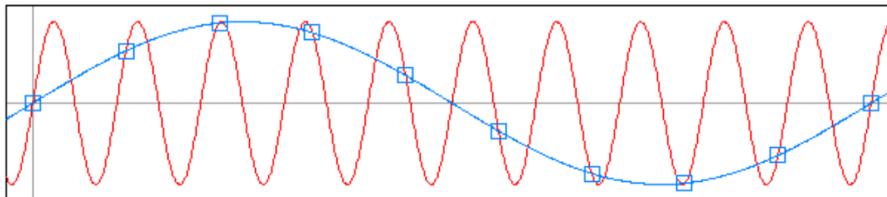


Figura 2.11 - Esempio di *aliasing* da sotto-campionamento: la frequenza di campionamento è troppo bassa rispetto alla frequenza del segnale analogico da rilevare, in contraddizione al teorema del campionamento di Nyquist-Shannon. Il segnale costruito virtualmente tramite interpolazione dei punti campionari (curva blu) è scarsamente rappresentativa del reale segnale analogico (curva rossa)

La presenza di rumore nei dati generati da un convertitore analogico-digitale rappresenta un fattore da non trascurare, e la mitigazione dei danni da essa cagionati richiede un'accurata gestione e conoscenza delle tecnologie ispettive. Un'operazione di filtraggio dei dati è indispensabile al fine di non incappare in gran numero di casi di falsi allarmi, provocati appunto dal rumore del segnale. Un esempio esemplificativo che delucida l'impatto che può avere il fenomeno del rumore sugli esiti di un *test* di qualità è rappresentato in Tabella 2.4; in essa sono riportati gli esiti di un controllo qualità per la ricerca di corpi estranei, effettuato con differenti sistemi a raggi X, su sette tipologie di alimenti, in assenza di filtraggio del rumore. Se consideriamo ad esempio i risultati ottenuti a seguito dell'ispezione del campione di formaggio

con il dispositivo a raggi X di modello 1, il tasso di falsi positivi sul totale di positivi rilevati dal sistema è notevolmente elevato: $\sim 31,6\%$ ($= \frac{3260}{7062+3260}$).

Tabella 2.4 - Esiti di un test di qualità effettuato con differenti sistemi a raggi X (Modelli 1, 2 e 3) su campioni di sette sostanze alimentari (Einarsdóttir, 2016). I dati riportati fanno riferimento alla numerosità di pixel dell'immagine nei quali giustamente è stato identificato un contaminante (TP) o giustamente non è stata identificata alcuna anomalia (TN), dei falsi positivi (FP) e dei falsi negativi (FN).

Modello 1: sistema a raggi X ad assorbimento;

Modello 4: sistema a raggi X multi-contrasto (ad assorbimento, a contrasto di fase e in campo scuro);

Modello 5: sistema a raggi X multi-contrasto con aggiunta di analisi sulla texture dell'immagine.

Food product	Model	TP	FP	TN	FN
Cheese	Model 1	7062	3260	30,620	1260
	Model 4	7832	534	33,346	514
	Model 5	8004	1387	32,495	330
Salami	Model 1	5008	5716	33,877	2292
	Model 4	6515	1795	37,831	752
	Model 5	6850	2231	37,353	459
Rye bread	Model 1	1762	7365	40,456	1102
	Model 4	2312	4506	43,342	527
	Model 5	2270	4127	43,698	591
Wheat bread	Model 1	6720	4595	29,833	2194
	Model 4	7017	4279	30,149	1897
	Model 5	7245	3483	30,944	1669
Minced meat	Model 1	1880	9299	32,385	1544
	Model 4	2890	3488	38,227	502
	Model 5	2874	5400	36,288	546
Steak	Model 1	2788	6756	36,678	1454
	Model 4	3941	1365	42,080	290
	Model 5	3986	2181	41,264	245
Turkey	Model 1	1796	9593	30,424	1998
	Model 4	3417	1592	38,424	378
	Model 5	3555	1734	38,282	240

Il filtraggio del rumore consiste nel trascurare le parti del segnale che si mantengono al sotto di una certa soglia prestabilita in quanto, con buona probabilità, essi saranno maggiormente rappresentativi del rumore piuttosto che di un eventuale segnale utile. La Figura 2.12 mostra come la numerosità di falsi positivi diminuisca rapidamente all'aumentare della soglia di filtraggio scelta. Tuttavia, l'aumento di quest'ultima aumenta il rischio che dati utili del segnale vengano scartati, riducendo la probabilità di rilevazione di eventuali anomalie di piccole dimensioni.

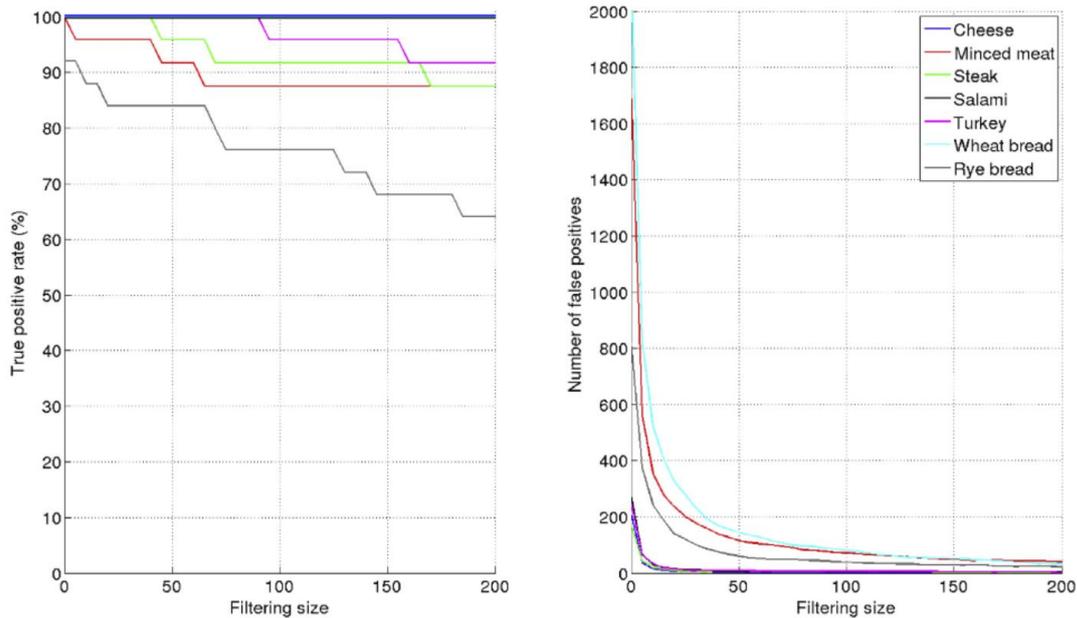


Figura 2.12 - Effetto del filtraggio dei dati ottenuti attraverso l'ispezione di sette sostanze alimentari per mezzo di un dispositivo a raggi X multi-contrasto (ad assorbimento, a contrasto di fase e in campo scuro) con aggiunta di analisi sulla texture dell'immagine (Einarsdóttir, 2016). Al crescere della soglia di filtraggio si osserva una rapida riduzione del numero di falsi positivi (a destra), ma al contempo una riduzione del tasso di positivi reali (a sinistra).

La scelta del valore di soglia richiede quindi un'estrema cura nella ricerca del punto di *trade-off* ottimale tra il rischio di incappare in casi di falsi positivi e quello di non riuscire a rilevare eventuali carenze di qualità sul prodotto. In Figura 2.13 è illustrato come variano, in funzione del valore di soglia, i tassi di veri positivi sul totale dei positivi e di falsi negativi sul totale dei negativi rivelati su due differenti prodotti alimentari e con cinque diversi sistemi a raggi X. La soglia ottimale (rappresentata in figura con una stanghetta) si colloca in corrispondenza del punto di minima distanza della curva dal punto di coordinate (0,1), corrispondente al caso di massima aspirazione in cui alcun errore di classificazione viene commesso dal sistema. Si può notare che, non solo la soglia di filtraggio ottimale cambia in base al dispositivo ispettivo che viene utilizzato, ma anche a seconda della tipologia di prodotto che è oggetto dell'ispezione, nell'esempio in figura carne macinata e formaggio a fette. La scelta della tecnologia da adottare per effettuare i controlli qualità dunque non è semplice, ma deve essere effettuata a seguito di una valutazione circa la precisione ottenibile in corrispondenza della soglia di filtraggio ottima, valutata in maniera ponderata per i prodotti maggiormente processati nel sistema produttivo dell'impresa in questione. Nell'esempio mostrato in Tabella 2.5 il sistema ispettivo identificato come "Modello 5" rappresenta la scelta più ragionevole per un'ipotetica azienda che processa le sette sostanze mostrate nell'esempio; tuttavia, la scelta potrebbe ricadere sul "Modello 4" qualora il pane di segale e la carne macinata costituissero la porzione prevalente della produzione.

Una volta scelto il dispositivo ispettivo che soddisfa maggiormente le proprie esigenze, quest'ultimo dovrà essere riconfigurato in occasione di ogni cambio-prodotto in modo da filtrare il segnale nel rispetto del valore di soglia ottimale per la specifica sostanza da esaminare.

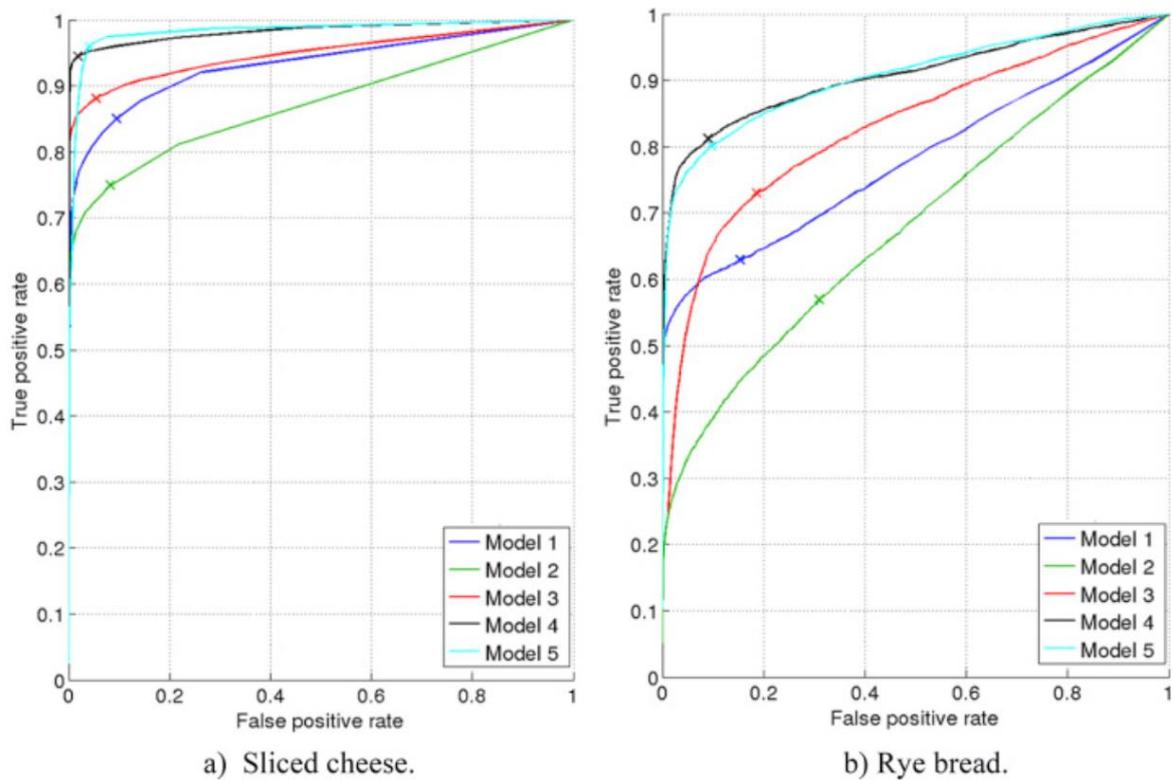


Figura 2.13 - Curve rappresentative del tasso di veri positivi e il tasso dei falsi positivi in funzione della soglia di filtraggio per campioni di formaggio affettato e carne macinata ispezionati con cinque differenti sistemi a raggi X (Einarsdóttir, 2016). La soglia di filtraggio ottima, che minimizza i rischi di errata classificazione, si colloca in corrispondenza del punto sulla curva a minima distanza dal punto di perfetta classificazione (0,1); esso è rappresentato da un segmento perpendicolare alla curva.

Tabella 2.5 - Valori di minima distanza euclidea tra la curva che definisce il tasso di veri positivi e il tasso dei falsi positivi in funzione della soglia di filtraggio e il punto di perfetta classificazione (0,1) per sette diverse sostanze alimentari esaminate con cinque differenti sistemi a raggi X (Einarsdóttir, 2016)

	Cheese	Salami	Turkey	Rye bread	Wheat bread	Minced meat	Steak
Model 1	0.18	0.34	0.57	0.40	0.28	0.51	0.37
Model 2	0.26	0.42	0.37	0.53	0.51	0.54	0.36
Model 3	0.13	0.14	0.13	0.33	0.33	0.21	0.07
Model 4	0.06	0.11	0.11	0.21	0.24	0.17	0.08
Model 5	0.06	0.08	0.07	0.22	0.22	0.20	0.07

Un fattore che può dissuadere le imprese dall'investire nell'implementazione del digitale sono sicuramente gli alti costi di queste apparecchiature e della loro installazione. Inoltre, in ambienti produttivi caratterizzati da una vasta varietà di prodotti diversi e da requisiti qualitativi personalizzati e in continua evoluzione, l'adozione di un gran numero di dispositivi ispettivi dedicati, con numerose funzionalità in essi incorporate, si rivelerebbe antieconomico; oltre al costo di acquisto e di installazione di diverse apparecchiature di ispezione, c'è poi quello legato al fatto che esse rimarrebbero il più delle volte inattive. Se le macchine di misura a coordinate, consentono di superare l'eccessiva rigidità dei dispositivi di controllo dedicati, esse si adattano esclusivamente a produzioni di piccole dimensioni, in quanto impongono alcune condizioni di ispezione come l'immobilità del pezzo (tale argomento sarà approfondito al Paragrafo 6.1 del capitolo 6). I sistemi ispettivi riconfigurabili rappresentano la scelta più sensata per imprese caratterizzate da produzioni variegata e in rapida evoluzione. Anche queste, tuttavia, presuppongono un preliminare lavoro di calibrazione e addestramento attraverso la somministrazione di campioni di *test e learning data* per ogni nuova tipologia di prodotto, che richiede tempo e cura da parte di operatori competenti.

Alcuni studi si sono concentrati nella ricerca di soluzioni riconfigurabili a struttura modulare, con l'obiettivo di minimizzare la quantità di nuove apparecchiature in cui un'impresa deve investire per ispezionare un gran numero di prodotti con requisiti di qualità differenti. Nello specifico S. Davrajh (*et al.*, 2012) propone una soluzione modulare che permetta ampia flessibilità di ispezione limitando i costi, come quello relativo all'articolazione dei sensori. I diversi moduli di cui è composta l'apparecchiatura ispettiva possono essere montati in diverse configurazioni (Figura 2.15), consentendo un'articolazione del sensore tale da testare diverse caratteristiche qualitative su oggetti di varie forme e dimensioni. Inoltre, al contrario che per le macchine di misura a coordinate, è possibile l'osservazione delle zone significative del prodotto mentre esso è in movimento: per l'intera durata dell'ispezione, infatti, il sensore viene tenuto in movimento con direzione parallela e stessa velocità di quelle con cui si sposta il prodotto sul nastro trasportatore. Lo svantaggio di questo approccio è legato alle attività di riattrezzaggio che necessitano di essere effettuate in occasione di un cambio di prodotto o di cambiamenti delle caratteristiche di qualità significative per il consumatore. In Tabella 2.6 sono riportati i tempi di riattrezzaggio, intesi come tempo impiegato dagli operatori all'assemblaggio di ciascun modulo, in tre prove ripetute. Questi sono tutt'altro che irrilevanti: si osserva infatti un tempo medio per il montaggio del primo modulo di circa 43 minuti, 55 per secondo modulo e 27 per il terzo. Una soluzione di ispezione riconfigurabile a *design* modulare può quindi aver senso in ambienti che necessitano di trattare variazioni di prodotti su base mensile, ma di certo non rappresentano un'opzione valida per produzioni di lotti unitari. Per questi motivi le imprese operanti in tali contesti produttivi spesso si limitano ad un utilizzo del digitale in qualità di supporto all'attività degli operatori. L'automazione delle pratiche di controllo qualità negli ambienti caratterizzati da

cambi dei requisiti e di prodotto molto frequenti è quindi un tema che necessita ancora di essere più profondamente indagato.

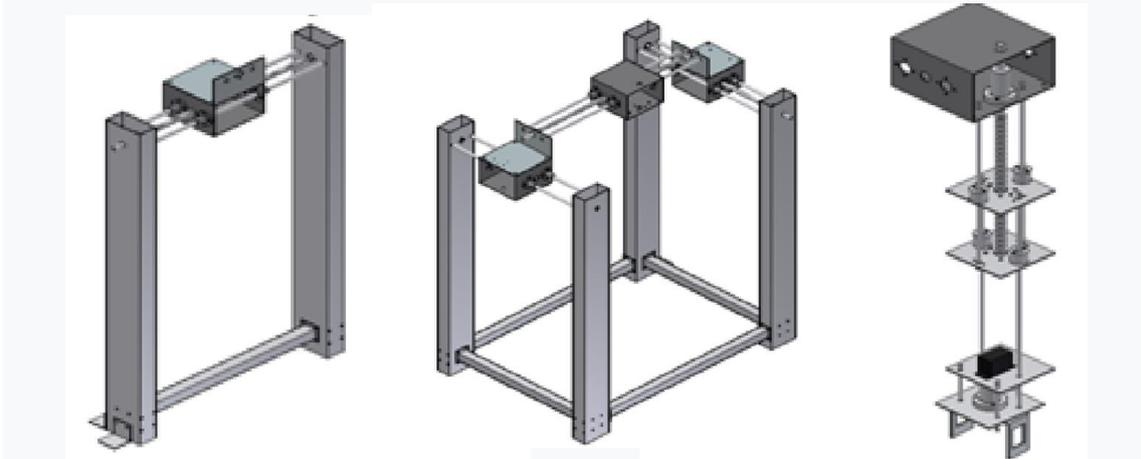


Figura 2.14 - Rappresenzazione di tre moduli montati di cui è composta l'apparecchiatura di un sistema ispettivo riconfigurabile modulare (Davrajh, 2012): primo modulo (X-Axis) a sinistra, primo modulo e secondo modulo (Y-Axis) montati insieme, terzo modulo (Z-Axis)

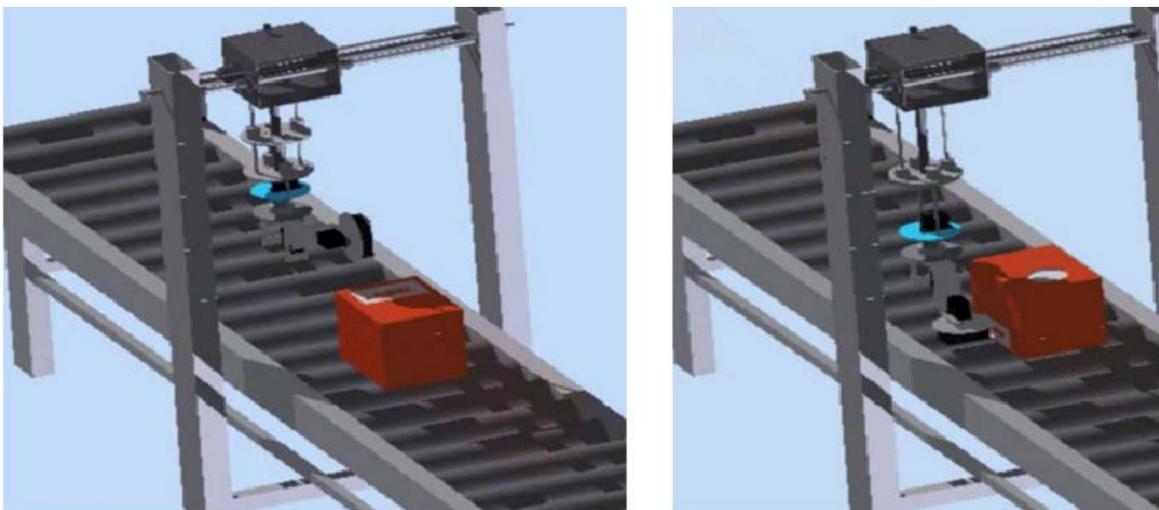


Figura 2.15 - Esempio illustrativo di due differenti configurazioni in cui può essere montato uno stesso modulo (in questo caso il modulo Z-Axis) di un sistema ispettivo riconfigurabile modulare per visionare due differenti caratteri qualitativi di un prodotto o di prodotti differenti (Davrajh, 2012)

Tabella 2.6 - Tempi di riattrezzaggio intesi come tempi impiegati dagli operatori per assemblare i tre moduli (X-Axis, Y-Axis, Z-Axis) di cui è composto un sistema ispettivo riconfigurabile modulare, in tre prove ripetute (Davrajh, 2012)

Run	Relevant axis	Number of components and modules in assembly	Time taken (min)
1	X-Axis	14	52.09
2	X-Axis	14	45.86
3	X-Axis	14	31.24
1	Y-Axis	38	62.40
2	Y-Axis	38	56.40
3	Y-Axis	38	45.31
1	Z-Axis	14	32.45
2	Z-Axis	14	25.56
3	Z-Axis	14	22.31

2.9. L'evoluzione dei metodi di controllo statistico di processo guidata dai *Big Data*

L'adozione delle odierne tecnologie di rilevamento per il controllo qualità, e le interconnessioni tra sistemi abilitate dall'IoT, ha portato ad un aumento esponenziale del numero di dati generati in contesti produttivi, e si prevede suo ulteriore incremento nei prossimi anni. Quando si parla di *Big Data*, tuttavia, non si allude esclusivamente ai loro alti volumi. Si parla infatti di “Tre V dei *Big Data*” con riferimento alle principali caratteristiche che li contraddistinguono: volume, velocità e varietà. I dati sono generati con continuità e in tempo reale: una delle principali difficoltà è quindi quella di mettere a punto metodi di elaborazione ed estrazione della conoscenza dai dati ad altissima velocità. Quest'obiettivo si fa ancora più sfidante data la maggior eterogeneità che caratterizza di dati di oggi rispetto al passato: essi non si limitano alle tradizionali misure dimensionali e molti presentano una natura non numerica e poco strutturata, per cui le attività di analisi ed estrazione del valore dai dati si complicano ulteriormente. I tradizionali metodi statistici, come le carte di controllo basate su caratteristiche qualitative univariate e campioni di piccole dimensioni, non sono adatti all'analisi di dati misti in quanto sono classificati sulla base della tipologia di dato da analizzare. L'eventuale traduzione di un'informazione complessa in più tipologie di dati numerici analizzati separatamente, rischia di non evidenziare importanti correlazioni tra questi.

Il termine “*Data Mining*” è stato coniato per indicare il processo di estrazione della conoscenza e nuovi modelli da grandi quantità di dati, con il supporto di metodi statistici, tecnologie informatiche e intelligenza artificiale. I *big data* generati da sensori e tecnologie di rilevazione sono affetti da forte rumore, per cui è necessaria una loro preelaborazione per l'esclusione dei dati di bassa qualità e scarso contenuto informativo. A questa operazione di filtraggio segue un'eventuale integrazione di dati di diversa provenienza e la successiva selezione da parte di un operatore dei dati significativi. Dopodiché ci si serve di sofisticati algoritmi per l'estrazione dei modelli-dati; tra questi vengono infine selezionati quelli maggiormente rappresentativi della conoscenza estratta (M. M. Fadel, 2015).

Ma come l'avvento del digitale e dei *big data* hanno cambiato gli approcci di analisi statistica dei dati? Dai primi anni '20, con l'introduzione delle carte di controllo da parte di Shewart, si fa un massiccio uso di modelli statistici nell'ambito del controllo qualità; prima di allora i controlli si limitavano ad un semplice confronto delle misure di ciascun prodotto al relativo valore *target*. I primi metodi statistici univariati, basati su distribuzioni normali o gaussiane definite da media e varianza del campione, non erano in grado di individuare le interdipendenze esistenti tra diverse variabili. Le nuove tecnologie e l'ispezione automatizzata danno la possibilità di misurare e considerare nell'estrazione dei modelli un gran numero di variabili di processo rispetto al passato. Il progressivo abbandono dei tradizionali metodi di controllo statistico univariato e la propensione

all'utilizzo del più recente controllo di processo multivariato, le cui origini risalgono agli anni '80, è quindi stato favorito dal digitale. Questi metodi, tenendo conto delle covarianze, e quindi delle correlazioni tra variabili di prodotto e di processo, sono in grado di evidenziare maggiormente i casi di guasto rispetto al caso in cui ci si limiti ad analizzare le singole variabili separatamente (Figura 2.16).

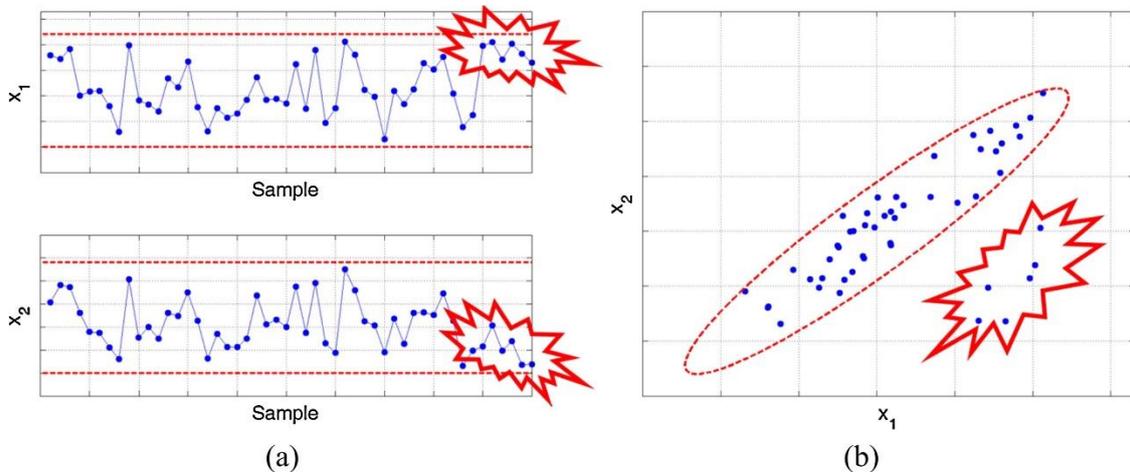


Figura 2.16 - Esempio illustrativo di un'anomalia di difficile identificazione nel caso di utilizzo di metodi di controllo statistico univariato rispetto all'utilizzo di metodi multivariati: nel primo caso la tendenza degli ultimi 6 campioni a posizionarsi al di sopra del valore target per la variabile x_1 (in alto a sinistra) e al di sotto del valore target per la variabile x_2 (in basso a destra) sono indicatori di un fuori-controllo del processo di più difficile identificazione rispetto al secondo caso, in cui risulta palese il discostamento dei 6 campioni anomali dalla correlazione lineare tra le variabili x_1 e x_2 (He, 2018)

Tra i metodi multivariati il PCA (*Principal Component Analysis*) e PLS (*Partial Least Squares*) sono quelli ritenuti più performanti in contesti caratterizzati da grandi volumi di dati ad alto rumore, e un gran numero di variabili di processo: le variabili processate, infatti, vengono proiettate all'interno di uno spazio di dimensionalità inferiore, pari alla più grande varianza calcolata tra i dati iniziali. Entrambi i metodi, PCA e PLS, sono in grado di ridurre significativamente il quantitativo di dati e di variabili da monitorare, riuscendo a selezionare quelle che rilevano l'effettivo funzionamento del processo, nel caso della PCA, o impattanti sulla qualità del prodotto, nel caso del PLS. Infatti, se il primo analizza esclusivamente dati sul comportamento operativo del processo, il secondo fa uso anche di variabili di qualità del prodotto. L'adozione dell'uno o dell'altro approccio dipende dalle specifiche necessità e dal contesto applicativo: il PCA segnalerà qualsiasi comportamento anomalo del processo, mentre il PLS lancerà un allarme solo qualora esso risulti rilevante sulla qualità del prodotto.

Una breve rassegna sul funzionamento del metodo PCA è riportata nel seguito.

- i. Innanzitutto, è richiesta la normalizzazione della matrice dei dati iniziali, che comporta una traslazione della sua media a 0, nel caso di PCA *covariance-based*, e un'ulteriore trasformazione della varianza a 1, nel caso di PCA *correlation-based*.

- ii. Dopodiché si effettua la cosiddetta convalida incrociata: la matrice normalizzata $X \in \mathcal{R}^{m \times n}$ (contenente m variabili di processo misurate su n diversi campioni) viene quindi decomposta in due matrici, denominate “di punteggio” (T) e “di carico” (P), più un residuo \tilde{X} .

$$X = TP^T + \tilde{X} = TP^T + \tilde{T}\tilde{P}^T = [T\tilde{T}][P\tilde{P}] \quad \text{con } T \in \mathcal{R}^{n \times l} \text{ e } P \in \mathcal{R}^{m \times l} \quad (\text{Equazione 2.15})$$

Si ha così una compressione del set originario di m variabili in l componenti principali, o variabili latenti, che descrivono il funzionamento del processo in maniera significativa.

- iii. Per individuare eventuali anomalie di processo all'interno di un campione, le cui variabili sono inserite in un vettore \mathbf{x} , viene utilizzata la metrica T^2 :

$$T^2 = \mathbf{x}^T P \Lambda^{-1} P^T \mathbf{x} \quad (\text{Equazione 2.16})$$

Λ è una matrice diagonale composta dagli l maggiori autovalori di XX^T .

Infine, si usa l'indicatore SPE (*Squared Prediction Error*) per capire quando il campione viene rappresentato bene dal modello precedentemente estratto, in funzione dei residui $\tilde{\mathbf{x}}$ rimanenti dopo la scomposizione:

$$SPE = \|\tilde{\mathbf{x}}\|^2 = \|(I - PP)\mathbf{x}\|^2 \quad (\text{Equazione 2.17})$$

Il processo viene ritenuto in condizioni di controllo, con un livello di significatività pari a α , se il valore di T^2 e di SPE si mantengono rispettivamente al di sotto del limite T_α^2 , calcolato su una distribuzione F, e al di sotto di δ_α^2 , calcolato su una distribuzione normale. In alternativa le soglie T_α^2 e δ_α^2 possono essere calcolate empiricamente come valori di T^2 e di SPE al di sotto dei quali ricade una porzione $1-\alpha$ dei campioni di *training*, relativi ad un corretto funzionamento del processo.

L'approccio analitico PLS è simile a quello appena illustrato, tuttavia la scelta dei componenti principali da monitorare ricade sulle variabili di processo di effettiva rilevanza per la qualità del prodotto; per cui viene effettuata una scomposizione simultanea delle variabili indipendenti di processo X e di quelle dipendenti di qualità Y , di modo che la covarianza tra X e Y sia massimizzata.

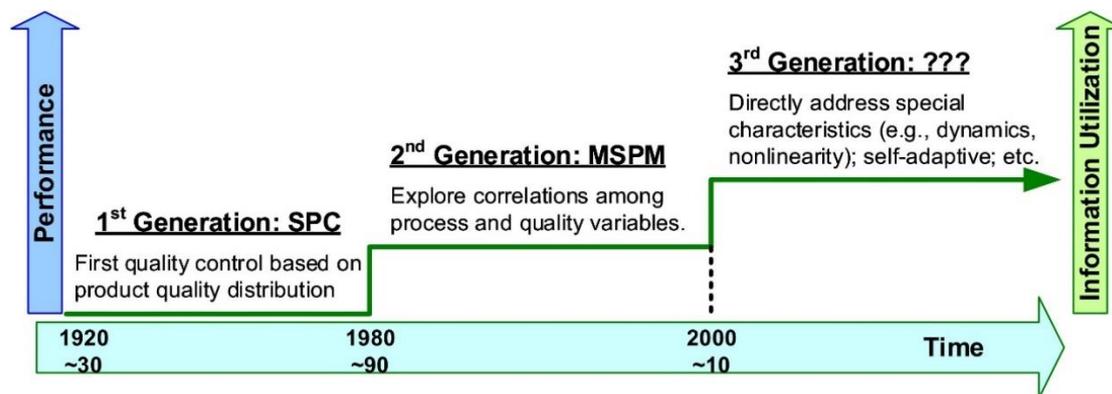


Figura 2.17 - Roadmap degli approcci di controllo statistico del processo (SPC) e la loro evoluzione nel tempo (He, 2018): dai metodi univariati basati sul monitoraggio di media e varianza di variabili di qualità considerate singolarmente, al monitoraggio statistico multivariato del processo (MSPM) che, monitorando la covarianza tra diverse variabili riesce a modellare le correlazioni tra variabili di processo e di qualità, fino all'ultima generazione tecnologica che propone un approccio basato sul monitoraggio delle statistiche di variabili e sull'introduzione di statistiche di ordine superiore per catturare meglio le dinamiche di processi non-lineari e non-gaussiani

Tuttavia, i metodi di controllo del processo multivariato si basano su alcune assunzioni, come quella che i campioni siano estratti da un processo descritto da una distribuzione gaussiana multivariata e siano tra loro indipendenti, oltre che identicamente distribuiti. La già difficile applicabilità di questa ipotesi si riduce ulteriormente se i dati da analizzare sono fortemente affetti da rumore, come avviene per i *digital big data* generati da sensori e apparecchiature automatizzate. Diversi approcci di filtraggio dei dati consentono di ridurre significativamente il rumore attraverso una loro preelaborazione; tuttavia, sono ancora oggetto di ricerca soluzioni per affrontare in maniera efficace il controllo su processi che non rispettano l'assunzione che sta alla base dei metodi statistici multivariati. Oltre ad essere più "rumorosi", infatti i dati generati dalle nuove tecnologie, presentano in genere una maggior complessità rispetto al passato, e raramente hanno natura gaussiana e lineare, cosicché i requisiti per l'adozione dei metodi statistici multivariati sono sempre più difficili da rispettare.

I recenti approdi della ricerca suggeriscono un approccio multivariato basato sul monitoraggio delle statistiche delle variabili, per affrontare le sfide poste dalla digitalizzazione. La SPA (*Statistics Pattern Analysis*) offrirebbe plurimi vantaggi rispetto al tradizionale approccio multivariato, oggi di prevalente utilizzo:

- I metodi basati sul monitoraggio delle statistiche consistono nell'applicazione dei classici metodi multivariati, non alle stesse variabili di processo ma alle statistiche delle variabili di processo. Di conseguenza l'ipotesi di gaussianità e linearità presupposta dai metodi multivariati risulta rispettata: il teorema del limite centrale infatti afferma che una statistica, in quanto media di una funzione di variabili, ha un andamento che tende asintoticamente ad una gaussiana indipendentemente dalle distribuzioni delle variabili, a condizione che i campioni su cui queste ultime sono state osservate possano essere considerati indipendenti;

- L'introduzione di statistiche di ordine superiore, nei metodi basati sul monitoraggio delle statistiche, consente di catturare comportamenti anomali e rapporti tra variabili che non vengono individuati dalla semplice analisi di media e varianza/covarianza, contemplate nei metodi multivariati tradizionali. L'effetto di non linearità del processo risulta notevolmente ridotto e la gaussianità viene catturata meglio, come mostrato in Figura 2.19; di conseguenza sia la rilevazione dei guasti, sia l'estrazione del modello di processo ne trarrebbero notevoli benefici.
- Il raggruppamento di dati in statistiche consente di mitigare l'effetto di rumore e della presenza di eventuali dati mancanti; permetterebbe così di velocizzare il trattamento dei dati evitando procedure di difficile automatizzazione oltre che *time-consuming*, come la preelaborazione dei dati e il loro filtraggio, che si è soliti eseguire oggi.
- La mediazione dei dati delle variabili in statistiche provoca inoltre una cospicua riduzione delle varianze; ciò si traduce in una maggior rilevabilità delle anomalie di esigua entità da parte SPA rispetto ai metodi multivariati tradizionali.

Un confronto tra un metodo statistico multivariato convenzionale, nello specifico il PCA, e il nuovo metodo SPA basato sulle statistiche è stato effettuato da Jin Wang e Q. Peter He (2010). I risultati dello studio mostrano che quest'ultimo risulta nettamente più performante nella rilevazione dei comportamenti anomali.

Nei metodi SPA, viene applicato il medesimo procedimento di analisi della SPA esposto precedentemente, ma alle statistiche delle variabili e non alle variabili stesse. Vediamo quindi come si opera in un modello SPA.

Il *set* di dati iniziali, relativi ad un processo in condizioni di controllo, è rappresentato da una matrice $X \in \mathcal{R}^{m \cdot w}$, con m variabili di processo relative a w campioni:

$$X_k = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_m] = \begin{bmatrix} x_{1,k-w+1} & \dots & x_{m,k-w+1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1,k} & \dots & x_{m,k} \end{bmatrix} \quad (\text{Equazione 2.18})$$

La generazione del modello statistico S consiste nella selezione di diverse statistiche (del primo ordine μ , del secondo Σ e di ordine superiore Φ), valorizzate a partire dalle misure del processo che ricadono all'interno di una "finestra" di campioni di ampiezza w :

$$S = [\mu \ | \ \Sigma \ | \ \Phi] \quad (\text{Equazione 2.19})$$

La matrice di addestramento conterrà infine statistiche calcolate su diverse finestre di misurazione. Su queste verrà quindi applicato il metodo PCA, descritto poco prima, per derivare i limiti di controllo T_{α}^2 e δ_{α}^2 , sulla base delle dissomiglianze rilevate tra le statistiche di *training*, relative ad un processo in condizioni normali.

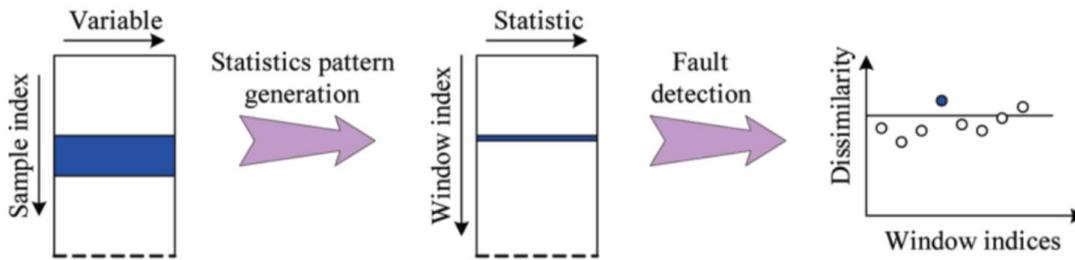


Figura 2.18 - Processo di analisi del metodo SPA: le variabili di processo relative ai campioni contenuti in certa finestra temporale (evidenziata nell'illustrazione sulla sinistra) vengono utilizzate per il calcolo delle statistiche (evidenziate nell'illustrazione al centro), su cui viene applicato un metodo per rilevare le dissimilarità, ad esempio il metodo PCA, e identificare eventuali situazioni anomale che superano la soglia di controllo del processo (evidenziate nell'illustrazione a destra)

Tabella 2.7 - Formule per il calcolo delle statistiche di primo, secondo e terzo ordine riferite al campione i , dai dati contenuti in una finestra comprensiva di w campioni di cui k è il più recente: media (μ_i), varianza (v_i), correlazione ($r_{i,j}$), autocorrelazione (r_i^d), cross-correlazione ($r_{i,j}^d$), asimmetria (γ_i) e curtosi (κ_i), quest'ultima per la misura dei "picchi"

STATISTICHE DEL PRIMO ORDINE	STATISTICHE DEL SECONDO ORDINE	STATISTICHE DI ORDINE SUPERIORE
$\mu_i = \frac{1}{w} \sum_{l=0}^{w-1} x_i(k-l)$	$v_i = \frac{1}{w} \sum_{l=0}^{w-1} [x_i(k-l) - \mu_i]^2$ $r_{i,j} = \frac{\sum_{l=0}^{w-1} [x_i(k-l) - \mu_i][x_j(k-l) - \mu_j]}{w \sqrt{v_i v_j}}$ $r_i^d = \frac{1}{w-d} \frac{\sum_{l=d}^{w-1} [x_i(k-l) - \mu_i][x_i(k+d-l) - \mu_i]}{v_i}$ $r_{i,j}^d = \frac{1}{w-d} \frac{\sum_{l=d}^{w-1} [x_i(k-l) - \mu_i][x_j(k+d-l) - \mu_j]}{\sqrt{v_i v_j}}$	$\gamma_i = \frac{\frac{1}{w} \sum_{l=0}^{w-1} [x_i(k-l) - \mu_i]^3}{\left(\frac{1}{w} \sum_{l=0}^{w-1} [x_i(k-l) - \mu_i]^2 \right)^{3/2}}$ $\kappa_i = \frac{\frac{1}{w} \sum_{l=0}^{w-1} [x_i(k-l) - \mu_i]^4}{\left(\frac{1}{w} \sum_{l=0}^{w-1} [x_i(k-l) - \mu_i]^2 \right)^2} - 3$

Per ridurre il numero di statistiche da monitorare, si effettua una selezione delle statistiche delle diverse variabili, così da scartare quelle meno significative: il criterio di selezione adottato da Jin Wang e Q. Peter He (2010) nel loro studio consiste nell'inclusione delle medie e delle varianze di tutte le m variabili; la scelta tra gli $\frac{m(m-1)}{2}$ coefficienti di correlazione ricade su quelli che si tengono al di sopra di 0.3 per almeno 70% dei campioni di *training*, e quella tra gli $m(m-1)d_m$ (dove d_m è il ritardo temporale massimo) coefficienti di cross-correlazione su quelli che superano lo 0,5 per almeno il 90% dei campioni; vengono infine incluse le asimmetrie e le curtosi di tutte le m variabili.

Una criticità di questo metodo è legata alle grandi quantità di dati di apprendimento necessari per l'estrazione del modello: infatti, affinché non sia violata l'ipotesi di indipendenza tra campioni,

da rispettare per l'applicazione della PCA, le finestre utilizzate per la calibrazione non devono presentare sovrapposizioni; in altre parole, ogni campione deve comparire in una ed una sola finestra. Successivamente, il monitoraggio del processo può avvenire spostando le finestre anche di un solo campione alla volta, in modo da minimizzare il ritardo di rilevamento, e la ripetizione dei campioni in più finestre non costituisce più un problema.

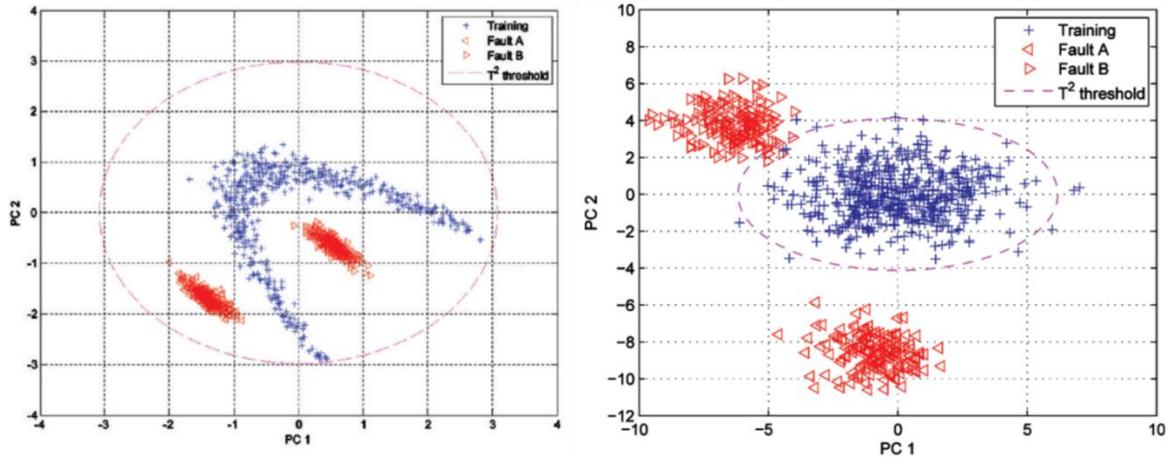


Figura 2.19 - Esempio di analisi di un processo descritto da due variabili legate da una relazione non lineare $x_2 = x_1^2 + e$ (dove e rappresenta il rumore) con PCA (a sinistra) e SPA (a destra) (Wang, 2012). La variabile di processo x_1 segue una distribuzione uniforme tra $[0,5,0,5]$, la variabile di rumore e segue una normale con varianza $0,02$. Sono stati simulati 10 000 campioni relativi al processo operante in condizioni di controllo per la costruzione del metodo e 5000 per la sua convalida; successivamente sono stati effettuati due cicli di test, ognuno costituito dai primi 500 campioni conformi e i restanti 4500 anomali.

A sinistra è illustrata la dispersione dei punteggi T^2 , trovati con la PCA, proiettati nello spazio dei due componenti principali del modello: dalla forma della “nube” di punti (in blu) si evince che il metodo non sia in grado di trattare la non-linearità del processo e di riconoscere i due casi di guasto (in rosso), i cui campioni ricadono all’interno della zona circoscritta dal limite $T_{99\%}^2$ (linea tratteggiata).

Per costruire il modello della SPA si è scelto di utilizzare “finestre” non sovrapposte di ampiezza pari a 50 campioni e sono state selezionate le seguenti statistiche per il monitoraggio del processo: media, varianza, asimmetria e curtosi di entrambe le variabili; queste sono state poi ridotte a 4 componenti principali tramite scomposizione incrociata (Equazione 2.15). Nell’illustrazione sulla destra è riportata la dispersione dei punteggi T^2 , relativi alla SPA, proiettati nello spazio dei primi due dei quattro componenti principali del modello: quest’ultimo riesce a catturare molto bene il normale comportamento del processo (in blu) e a riconoscere i campioni difettosi (in rosso), che si collocano al di fuori della zona circoscritta dal limite $T_{99\%}^2$ (linea tratteggiata).

Jin Wang e Q. Peter He (2010) hanno effettuato un confronto tra le prestazioni dei metodi SPA, PCA e DPCA (evoluzione del PCA che analizza in maniera discriminante diversi *set* di dati, estraendo funzionalità e informazioni valide solo per un determinato *data-set*) nel monitoraggio di un processo descritto da un sistema dinamico a quattro variabili:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} 0,118 & -0,191 \\ 0,847 & 0,264 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{bmatrix} 1,0 & 2,0 \\ 3,0 & -4,0 \end{bmatrix} \mathbf{u}_k^0 \quad (\text{Equazione 2.20})$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{x}_k + \mathbf{o}_k \quad (\text{Equazione 2.21})$$

$$\mathbf{u}_k^0 = \begin{bmatrix} 0,811 & -0,226 \\ 0,477 & 0,415 \end{bmatrix} \mathbf{u}_{k-1}^0 + \begin{bmatrix} 0,193 & 0,689 \\ -0,320 & -0,749 \end{bmatrix} \mathbf{w}_{k-1} \quad (\text{Equazione 2.22})$$

$$\mathbf{u}_k = \mathbf{u}_k^0 + \mathbf{v}_k \quad (\text{Equazione 2.23})$$

dove il vettore \mathbf{w}_k rappresenta un rumore casuale con media nulla e varianza unitaria, \mathbf{y} e \mathbf{u} sono le due variabili che vengono monitorate direttamente, affette da rumori casuali (rispettivamente \mathbf{o} e \mathbf{v}) entrambi con media nulla e varianza pari a 0,1.

I criteri utilizzati nei tre diversi metodi per l'estrazione del modello e per il monitoraggio del processo sono consultabili in Tabella 2.8.

Tabella 2.8 – Parametri utilizzati per i metodi PCA, DPCA e SPA per l'estrazione del modello e il monitoraggio del processo (Wang, 2012): per estrarre il modello sono state usate 4 variabili (2 u e 2 y) nel metodo PCA e 12 nel metodo DPCA; le statistiche di variabili utilizzate nella SPA invece sono 52; i componenti principali (PCs) del modello, trovati per mezzo dell'Equazione 2.15, sono 3 per la PCA, 5 per la DPCA e 14 per la SPA; il massimo ritardo equivale a 2 campioni per la DPCA e per la SPA; nella SPA è stato utilizzato un approccio a finestre non sovrapposte di ampiezza di 150 campioni per la costruzione del modello; per il monitoraggio del processo invece, si mantiene un'ampiezza 150 ma con una sovrapposizione di $\frac{3}{4}$ tra finestre consecutive, ossia la finestra viene traslata in avanti di 50 campioni alla volta

methods	variables	PCs	lags	window width	window shifting step
PCA	4	3	—	—	—
DPCA	12	5	2	—	—
SPA	52	14	2	150	50

Sono stati simulati 10.000 campioni relativi al processo operante in condizioni di controllo per la costruzione del metodo e 5000 per la sua convalida; successivamente sono stati emulati tre casistiche di anomalia del processo, rappresentate da 4500 campioni difettosi posti in coda a 500 campioni conformi iniziali. In tutti e tre i metodi i limiti di T^2 e SPE sono stati calcolati in maniera empirica sui dati di convalida del modello, con un livello di confidenza del 99%.

Il primo scenario di guasto (che in Tabella 2.9 prende il nome di "1A") è stato simulato costruendo campioni difettosi in cui il primo elemento della variabile w presentasse una media pari a 2, quindi leggermente diversa da quella nulla assunta nel modello. Gli esiti di rilevamento del guasto sono a dir poco deludenti per il monitoraggio effettuato con modelli PCA e DPCA: questi sono infatti riusciti ad identificare meno del 10% dei campioni difettosi; tutt'altri risultati sono stati ottenuti invece dall'applicazione della SPA, con una classificazione esatta dei campioni anomali prossima al 100%. Il metodo basato sulle statistiche, quindi, si dimostra estremamente performante anche nella rilevazione di guasti di esigue entità, che i tradizionali metodi multivariati non riescono a riconoscere, senza che ciò comporti un aumento dei tassi di falso allarme; questi ultimi infatti, si mantengono inferiori al 1%, come mostrato in Tabella 2.10, coerentemente al livello di confidenza scelto del 99%.

La prima tipologia di guasto è stata simulata una seconda volta, aumentandone l'entità ("1B" in Tabella 2.9): questa volta la media del primo elemento della variabile w nei campioni difettosi misura 4. I tassi di rilevazione del guasto con PCA e DPCA aumentano rispetto al caso precedente,

in quanto il divario rispetto al modello di funzionamento normale è più evidente; tuttavia, anche in queste condizioni, solamente circa la metà dei campioni difettosi vengono classificati in maniera esatta.

Un ulteriore scenario di guasto (numero “2” in Tabella 2.9) è stato simulato cambiando la posizione dei poli di riferimento del sistema. Nei campioni difettosi quindi la matrice $\begin{bmatrix} 0,118 & -0,191 \\ 0,847 & 0,264 \end{bmatrix}$ è stata sostituita con la seguente: $\begin{bmatrix} 0,21 & -0,09 \\ 0,44 & 0,36 \end{bmatrix}$. Le anomalie di questa tipologia non vengono catturate dai modelli tradizionali multivariati, in quanto non impattano sui valori di media e varianza/covarianza tra variabili; coerentemente a quanto appena affermato, una bassissima percentuale (circa il 2%) dei campioni difettosi viene riconosciuta dai metodi PCA e DPCA.

L’ultimo guasto simulato (numero “3” in Tabella 2.9) consiste nella modifica di un elemento nella matrice del sistema $\begin{bmatrix} 1,0 & 2,0 \\ 3,0 & -4,0 \end{bmatrix}$, che viene quindi sostituita con la seguente: $\begin{bmatrix} 1,0 & 2,0 \\ 5,0 & -4,0 \end{bmatrix}$. Anche in questo caso l’anomalia passa pressoché inosservata da entrambi i metodi multivariati, con un tasso di rilevazione del guasto che si aggira intorno al 2%. Di contro, il metodo SPA basato sulle statistiche mostra *performance* quasi eccelse nella rilevazione di tutte le tipologie di guasto precedentemente illustrate, con tassi di rilevazione dei guasti che si aggirano intorno al 99,5%. Va detto inoltre che la piccola percentuale di mancato rilevamento è per lo più dovuta al ritardo di osservazione, per cui ci si aspetta un ulteriore miglioramento degli esiti ispettivi a seguito del successivo avanzamento della finestra temporale. Tuttavia, non è ancora stato indagato in maniera puntuale l’impatto che ha l’ampiezza della finestra temporale sulle prestazioni di rilevamento dei guasti.

Tabella 2.9 - Tassi di rilevamento dei guasti (in termini percentuali), espressi dagli indicatori T^2 e SPE, calcolati su campioni che presentano quattro diverse tipologie di difetto rispetto al modello di corretto funzionamento del processo (Wang, 2012): i guasti 1A e 1B sono stati simulati effettuando una modifica, rispettivamente di piccole e più grande entità, alla media di un elemento della variabile w ; il guasto 2 è stato simulato cambiando le posizioni dei poli di riferimento del sistema, attraverso la modifica di una matrice; il guasto 3 consiste nella modifica di un elemento all’interno di una matrice del sistema.

Gli indici D_p e D_r rappresentano rispettivamente il corrispettivo di T^2 e SPE per il metodo SPA

fault	PCA		DPCA		SPA	
	T^2	SPE	T^2	SPE	D_p	D_r
1A	7.3	1.5	8.3	2.2	99.5	99.5
1B	37.9	12.3	50.5	8.6	99.5	99.5
2	1.9	1.0	1.8	3.4	90.5	96.0
3	2.2	3.9	2.1	14.0	99.5	99.5

Tabella 2.10 - Tassi di falso allarme (in termini percentuali), espressi dagli indicatori T^2 e SPE, calcolati sui dati di training e su un gruppo di campioni di test che non presentano anomalie di processo (Wang, 2012): tutti i valori si aggirano intorno all'1%, coerentemente al rischio assunto con un livello di confidenza del 99%. Gli indici D_p e D_r rappresentano rispettivamente il corrispettivo di T^2 e SPE per il metodo SPA

index	PCA		DPCA		SPA	
	T^2	SPE	T^2	SPE	D_p	D_r
training data	1.1	1.1	0.9	0.9	0.8	0.5
normal testing data	1.0	0.9	0.9	0.9	1.0	0.5

Un altro limite dei tradizionali approcci statistici multivariati è dovuto al fatto che essi analizzano il processo assumendo la continuità delle sue condizioni operative. In un'era caratterizzata da ambienti produttivi sempre più flessibili e adattivi e un progressivo superamento delle produzioni dedicate e stazionarie, l'applicazione di questi metodi statistici risulta quindi inefficace. Metodi di *clusterizzazione* basati sull'utilizzo delle recenti tecnologie di intelligenza artificiale, come la rete neurale, possono essere sfruttati per monitorare processi che presentano diverse modalità operative. Un *framework* di controllo adatto a tali contesti produttivi consiste nell'estrazione di più modelli statistici, uno per ogni modalità operativa del processo in analisi. Shi Jian Zhao (*et al.*, 2006) ha usato questo approccio, estendendo il tradizionale metodo PLS alla derivazione di più modelli, per il controllo sul funzionamento di un forno di pirolisi industriale.

Sulla base della conoscenza che si ha del processo, i dati storici che fanno riferimento al suo funzionamento in condizioni normali vengono suddivisi in gruppi sulla base delle diverse modalità operative del processo. Non è necessario che i raggruppamenti contengano lo stesso numero di dati ma, nel caso di utilizzo di modelli PLS, ogni misurazione della variabile di processo x deve essere accompagnata dalla misura della variabile di qualità del prodotto y ad essa correlata; per cui i gruppi conterranno coppie di dati (x,y) . Per ognuno di questi raggruppamenti, e quindi per ciascuna modalità operativa del processo, viene costruito un modello PLS dedicato. Come si evince in Tabella 2.11, nello studio sperimentale di Shi Jian Zhao, a partire dalle 21 variabili di processo iniziali il numero di variabili latenti che sopravvivono alla convalida incrociata è differente per i diversi metodi che descrivono le quattro modalità operative; ciò dimostra che la costruzione di un unico modello per descrivere l'intero processo sarebbe in questo caso inappropriata.

Tabella 2.11 - Informazioni sulla costruzione di 4 modelli, ognuno per una differente modalità operativa di funzionamento di un forno di pirolisi industriale (Zhao, 2006).

Le diverse condizioni operative vedono il processamento di differenti materie prime, rispettivamente nafta HAGO, e due diverse tipologie di HVGO.

Nell'arco di tempo di 40 giorni sono stati raccolti campioni di misure di processo e misure di qualità del prodotto in condizioni normali di funzionamento del forno; di questi, 800 sono stati usati per dedurre il modello riferito alla prima condizione operativa, 1630 per la seconda, 1059 per la terza e 1700 per la quarta.

Le variabili di qualità del prodotto selezionate sono 3: percentuali di metano, di etilene e di propene nel prodotto finale; le variabili di processo iniziali sono 21, tra le quali troviamo ad esempio: portata di materie prime, portata di flusso, temperature di uscita della bobina ecc. Di queste 21, sopravvivono alla convalida incrociata 6 variabili latenti per il modello I, 8 per il modello II, 4 per il modello III e 5 per il modello IV.

Model no.	I	II	III	IV
Feedstock	Naphtha	HAGO	HVGO	HVGO
Samples	800	1630	1059	1700
Retained LVs	6	8	4	5

Successivamente, la valorizzazione della somiglianza tra i diversi metodi costruiti può essere calcolata utilizzando un approccio basato sugli angoli principali. Di seguito è riportata la formula per la derivazione dell'angolo $\theta_{i,j}^N \in [0,1]$ che "separa" due metodi i e j :

$$\theta_{i,j}^N = \sqrt{\frac{\theta_{i,j}}{l_j}} = \sqrt{\frac{\text{traccia}(W_j^T W_i W_i^T W_j)}{l_j}} \quad \text{con } W_i \in \mathcal{R}^{p \cdot l_i}, W_j \in \mathcal{R}^{p \cdot l_j} \text{ e } l_i \geq l_j \quad (\text{Equazione 2.24})$$

dove l descrive il numero di variabili latenti selezionate attraverso scomposizione incrociata (Equazione 2.15), W sono i pesi attribuiti a tali variabili latenti nel modello.

L'angolo-soglia che verrà utilizzato durante il monitoraggio per capire se un eventuale nuovo modello debba essere aggiunto, e quindi una nuova modalità operativa del processo è stata introdotta in produzione, può essere scelto sulla base degli angoli di divergenza calcolati tramite l'applicazione dell'Equazione 2.24 sui modelli iniziali, riportati in Tabella 2.12. Come valore soglia nell'esempio menzionato è stato scelto un angolo pari a 0.6, superiore alla più grande divergenza tra coppie di metodi iniziali, in questo caso 0,54 ($\approx 57,5^\circ$).

Tabella 2.12 - Dissomiglianze, espresse come angoli calcolati attraverso l'Equazione 2.24, tra i quattro modelli iniziali corrispondenti a diverse modalità operative del funzionamento di un forno di pirolisi industriale (Zhao, 2006)

Model no.	I	II	III	IV
I	1.00	0.54	0.36	0.43
II	0.54	1.00	0.43	0.53
III	0.36	0.43	1.00	0.28
IV	0.43	0.53	0.28	1.00

Per il monitoraggio del processo, anche in questo caso, ci si può servire delle statistiche SPE e T^2 , calcolate sugli ultimi campioni di dati. La prima descrive le variazioni dei residui delle variabili di processo, per cui la violazione del suo limite superiore è sintomo di un cambiamento nel rapporto relazionale tra le variabili x . La seconda, invece, considera le sole variazioni delle variabili di processo impattanti sulle variabili di qualità y ; valori superiori al suo limite di tolleranza segnalano un'evoluzione comportamentale del processo o il passaggio ad una differente area operativa.

Nel caso in cui i valori SPE e T^2 calcolati per un certo campione x rientrano entro i rispettivi limiti di tolleranza, esso verrà scalato per mezzo delle medie e varianze delle variabili di processo che compaiono in ciascun modello e adattato a quest'ultimo; sulla base del più piccolo SPE ottenuto verrà scelta la modalità operativa a cui assegnarlo, e il relativo metodo verrà aggiornato tramite algoritmi ricorsivi con le nuove informazioni del campione. Nel caso opposto in cui le statistiche calcolate per il campione x superino i valori limite (Figura 2.20), deve essere presa in considerazione l'ipotesi di un eventuale malfunzionamento del processo; se questa prima supposizione non viene confermata, un nuovo modello dovrà essere costruito per descrivere la nuova condizione operativa non contemplata dai modelli già esistenti. Infine, viene validata l'effettiva divergenza (per mezzo dell'Equazione 2.24) tra il nuovo modello PLS, estratto facendo uso dei soli dati contenuti nel campione x , e i modelli precedentemente costruiti. Nell'evenienza in cui l'avvento di una nuova modalità operativa del processo sia stata supposta erroneamente, la distanza angolare calcolata non sarà tale da superare il valore soglia precedentemente scelto, e il nuovo modello non verrà utilizzato per il futuro monitoraggio.

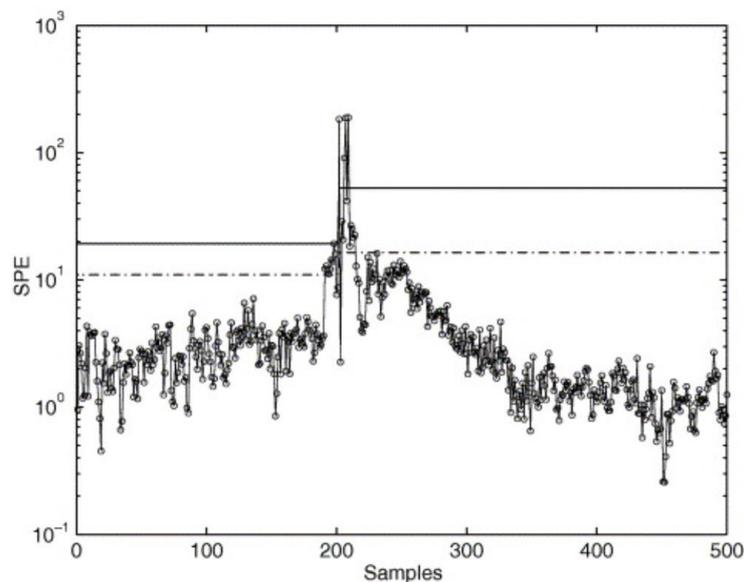


Figura 2.20 - Grafico dei valori SPE per il monitoraggio del funzionamento di un forno di pirolisi industriale (Zhao, 2006): in corrispondenza del 200-esimo campione si verifica il passaggio da una modalità operativa per il processamento di HAGO ad un'altra che tratta HVGGO come materia prima. Tale cambiamento è segnalato dal verificarsi di casi di violazione del limite SPE definito per il primo modello SPT con un livello di confidenza del 95% (linea tratteggiata) e del 99% (linea continua)

3. TRACCIABILITÀ E SISTEMI DI IDENTIFICAZIONE

Si è deciso di affrontare tale argomento in quanto fortemente correlato al tema del *quality control*, soprattutto nel caso di procedure di ispezione digitalizzate. Il ruolo attribuito alla tracciabilità, che consiste nel guidare la qualità della produzione, viene enfatizzato nella norma ISO 9001. Nell'ambito dell'Industria 4.0 si parla talvolta di "Qualità 4.0" alludendo ad un sistema di gestione della qualità digitalizzato, lungo tutta la catena di approvvigionamento (Gautam Dutta et al., 2021).

Ma cosa si intende per tracciabilità? La ISO 9000 definisce essa come "capacità di tracciare la storia, l'applicazione, l'uso e l'ubicazione di un articolo o delle sue caratteristiche attraverso dati di identificazione registrati". Un'adeguata struttura di individuazione consente quindi di disporre di informazioni inerenti al transito di uno specifico *item* lungo l'intera *supply chain*, dall'approvvigionamento dei materiali grezzi, passando dal loro processamento e dalla vendita del prodotto finito, fino allo smaltimento di quest'ultimo.

Negli ultimi anni, a seguito di una maggior attenzione alla qualità e alla sicurezza, questo tema è divenuto sempre più rilevante. Oggi, la registrazione di dati atti a rispondere alle domande circa la data, il posto e l'attore dal quale è stato fornito, prodotto o distribuito uno specifico articolo è un requisito imprescindibile, non solo a fini competitivi ma anche per adempiere alle normative in tema qualità.

3.1. Tracciabilità della catena e tracciabilità interna

Esistono due principali concetti di tracciabilità che differiscono per il punto di osservazione a cui si fa riferimento, più o meno lontano e onnicomprensivo.

La cosiddetta "tracciabilità della catena" è considerata sotto un'ottica che abbraccia l'intera *supply chain*, e monitora il passaggio dell'articolo "di mano in mano" tra differenti produttori.



Figura 3.1 - Schema esemplificativo del concetto di tracciabilità della catena: l'associazione di un numero identificativo univoco, ad un singolo manufatto o ad un lotto di pezzi prodotti nelle medesime condizioni, costruisce una connessione tra i diversi attori della catena del valore (dal produttore al consumatore finale) e aumenta la trasparenza circa la qualità dei prodotti e il loro processo di lavorazione. Un cliente interno o finale può effettuare un'indagine a ritroso risalendo alla provenienza di un prodotto e alle cause prime da cui hanno avuto origine eventuali anomalie; viceversa, gli attori che si collocano a monte della value chain possono identificare la destinazione raggiunta dai prodotti da essi emessi, così da monitorare la qualità dei propri prodotti fino alla loro immissione in commercio. L'associazione tra prodotto e il suo codice univoco, riconosciuto lungo l'intera catena di fornitura, consente la registrazione di informazioni inerenti al suo intero ciclo di vita, dalla produzione/fornitura di materie prime/componenti fino al riciclo/riutilizzo/smaltimento del prodotto finale

La tracciabilità dei prodotti è resa possibile dall'attribuzione di un codice univoco al singolo manufatto o ad un gruppo di essi, il cosiddetto lotto di produzione, che ne permette la precisa identificazione. Il numero di serie associato all'articolo facilita il riordino dei pezzi di ricambio da parte del cliente ma può essere anche utilizzato per verificare la provenienza di prodotti difettosi. Infatti, grazie al monitoraggio dell'articolo e la registrazione di informazioni inerenti al suo intero ciclo di vita, il percorso da esso intrapreso può essere individuato in qualsiasi momento. Questa procedura, che consiste nel retrocedere lungo la *time-line* e ricostruire la storia di uno specifico prodotto, è comunemente utilizzata per individuare le cause a monte di eventuali anomalie riscontrate a valle, e riconoscere il lotto afferente e l'attore responsabile. Tale operazione viene avviata da un qualsiasi cliente, interno o filare, che ha ricevuto un prodotto difettoso intermedio o ultimato. L'identificazione dell'origine degli errori facilita la messa a punto di interventi di ottimizzazione dei processi e l'incremento della qualità. Oggi, grazie al potenziale offerto dall'intelligenza artificiale, questa procedura di riconoscimento dei fattori causali può essere automatizzata (due casi esemplificativi verranno esposti nel Capitolo 7).



Figura 3.2 - Schema esemplificativo del concetto di tracciamento a ritroso lungo la value chain delle cause di un'anomalia, abilitato da un sistema di tracciabilità della catena

Se il tracciamento a ritroso costituisce per produttori, distributori o per lo stesso consumatore finale una garanzia sulla provenienza degli articoli da essi acquistati, l'analogo procedimento effettuato *forward* consente ai fornitori di monitorare la qualità dei propri prodotti fino alla loro immissione in commercio. In corrispondenza della constatazione di una difformità su un componente, tutti i manufatti che lo contengono dovranno quindi essere identificati e richiamati. Tra questi rientrano anche eventuali prodotti finali già consegnati al consumatore di destinazione. Entrano qui in ausilio le moderne tecnologie di identificazione digitali che, come vedremo, consentono reazioni repentine alle difformità, così da evitare reclami tardivi da parte dell'*end user* e conseguenti danni d'immagine.



Figura 3.3 - Schema esemplificativo di tracciamento a valle dei prodotti lungo la value chain, abilitato da un sistema di tracciabilità della catena: grazie all'attribuzione di un codice identificativo globalmente riconosciuto i produttori possono identificare la destinazione raggiunta dai prodotti da essi emessi sul mercato, così da monitorare la qualità dei propri prodotti fino alla loro immissione in commercio e richiamare prodotti che potrebbero essere affetti da difettosità

È diffusamente denominata “tracciabilità interna” la pratica di monitoraggio del percorso intrapreso da un *item* all'interno di uno specifico processo o stabilimento, che è parte integrante della più ampia catena del valore.

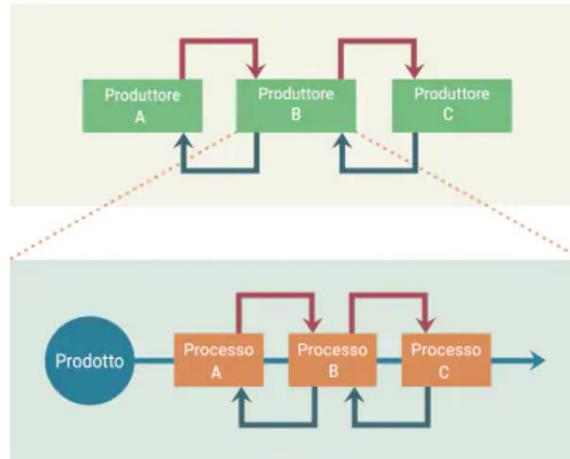


Figura 3.4 - Schema semplificato del concetto di tracciabilità interna, inteso come pratica di monitoraggio del percorso intrapreso da un item all'interno di uno specifico processo o stabilimento, che è parte integrante della più ampia catena del valore

Questa seconda accezione pone maggiormente l'accento sulla generazione, gestione e utilizzo dei dati storici risultanti dalle procedure ispettive sul prodotto.

Un'efficace infrastruttura di tracciamento degli articoli, quindi, non solo aumenta la trasparenza tra gli attori operanti lungo la catena di approvvigionamento, ma supporta in maniera più che consistente il controllo qualità anche all'interno della singola azienda. È quindi a questa seconda visione di tracciabilità che ci rifaremo maggiormente per contestualizzare il tema analizzato in questo elaborato di tesi.

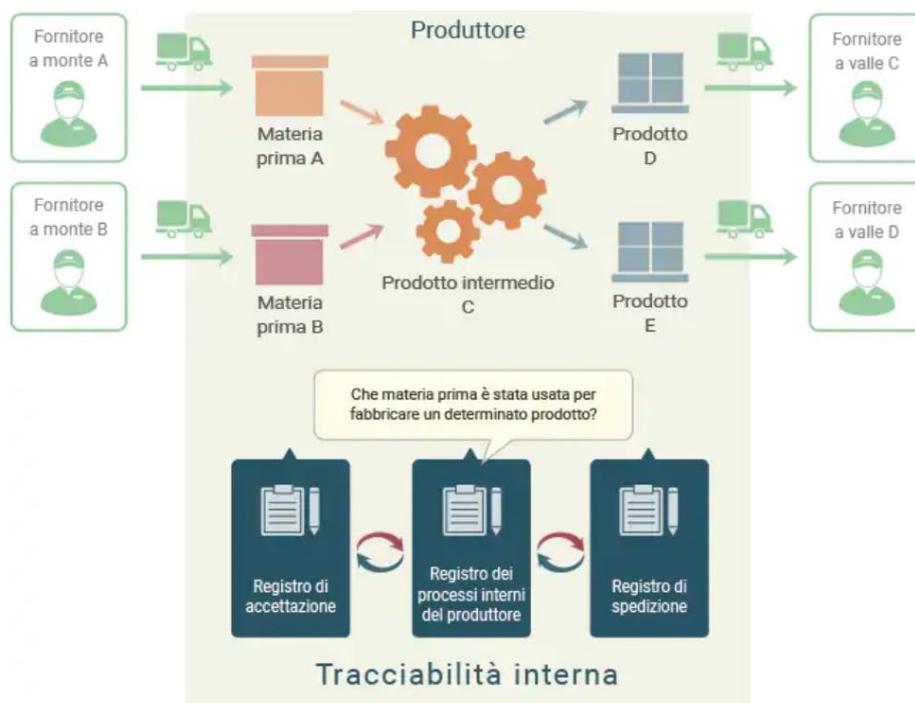


Figura 3.5 - Schema semplificato dell'utilizzo di un sistema di tracciabilità interna come supporto per il monitoraggio della qualità del prodotto e della sua evoluzione all'interno di un'azienda o di un impianto produttivo: l'associazione di un identificatore univoco ad un pezzo o lotto consente infatti l'ordinata registrazione delle informazioni che fanno ad esso riferimento, dall'accettazione, ai controlli ispettivi, fino alla sua spedizione

3.2. L'importanza di un'accurata tracciabilità e dell'identificazione a livello di singolo articolo

Gli ultimi anni hanno visto una cospicua sensibilizzazione delle imprese al tema della tracciabilità, promosso da normative internazionali ma anche da una sempre maggiore competizione imprenditoriale.

I convenzionali processi di fornitura e produzione, caratterizzati da un'identificazione e una reportistica in modalità altamente aggregata, potrebbero non essere più sufficienti a soddisfare i requisiti di *business* aziendale. L'assegnazione dei numeri di serie a livello di lotto, non consentendo il tracciamento peculiare di un prodotto o componente specifico, può avere conseguenze gravose in caso di rilevamento di anomalie. In un simil contesto, il reclamo da parte di un cliente determina il richiamo dell'intero *stock* di appartenenza del pezzo difettoso, e quindi lo spreco di grandi quantità di materiale già processato. Inoltre, la credibilità dell'azienda potrebbe risultarne compromessa; ciò si concretizza in uno scetticismo da parte del cliente a rivolgersi al fornitore/produttore in questione per effettuare ordini futuri.

Non va infine dimenticato che la violazione delle normative in tema di qualità e sicurezza comporta sanzioni e costi di indennizzo verso tutti gli attori coinvolti, la cui entità sarà quindi proporzionale alla dimensione del lotto inficiato. Sono attualmente in vigore svariate norme che regolano le procedure di richiamo: la direttiva sulla sicurezza generale dei prodotti (GRSD) della CE, valida nei paesi membri dell'Unione Europea, ne costituisce un esempio, così come la legge sulla sicurezza delle apparecchiature e dei prodotti (*Geräte und Produktsicherheitsgesetz*) in Germania e il *Trade Practice Act* in Australia. Gli obblighi dettati dal sistema legislativo a tutela del consumatore sono sempre più stringenti: solitamente impongono di comunicare pubblicamente i reclami manifestati dai clienti e di sostituire o riparare il prodotto gratuitamente anche nei casi in cui la causa della difettosità sia sconosciuta (come nel caso dello standard *Motor Vehicle Safety*, impiegato in USA nel settore automobilistico).

Il passaggio da un'identificazione a livello di lotto alla distinzione dei singoli prodotti aiuta ad attenuare in maniera considerevole l'impatto legato a reclami di prodotti difettosi, non solo riducendone la portata ma anche consentendo di avviare azioni preventive.

In caso di lamentele da parte di un cliente, l'articolo verrà utilizzato per riscontrare la provenienza del componente non conforme e individuare precisamente gli *item* in cui esso potrebbe essere stato potenzialmente montato (Figura 3.6). Il volume del lotto è direttamente proporzionale alla misura del richiamo; essa sarà quindi ridimensionata al singolo prodotto difettoso nel caso in cui si adotti un'identificazione seriale di ogni elemento processato.

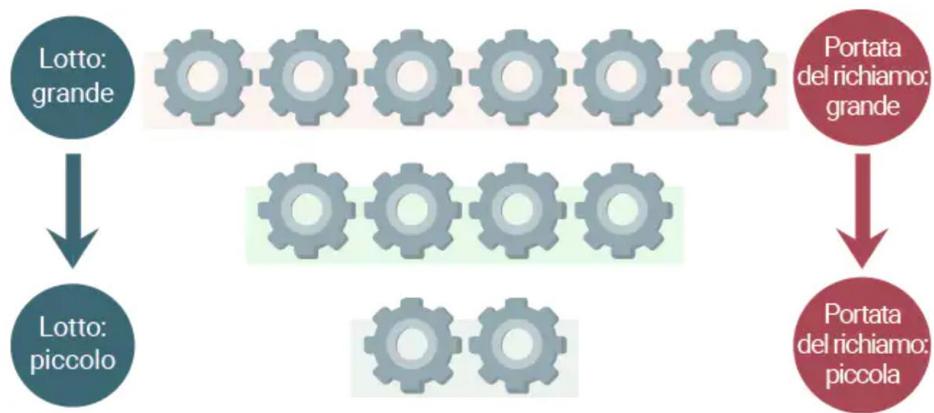


Figura 3.6 - Schema semplificato della relazione diretta esistente tra dimensione del lotto e portata del richiamo nel caso di difettosità. Un sistema di tracciabilità aggregata si basa sull'assunzione secondo la quale gli elementi di un medesimo lotto, siccome processati nelle medesime condizioni, presentano gli stessi livelli di qualità; ne consegue che, il reclamo da parte di un cliente interno o esterno determina il richiamo dell'intero lotto di appartenenza del pezzo difettoso, le cui dimensioni aumenteranno all'aumentare del volume del lotto

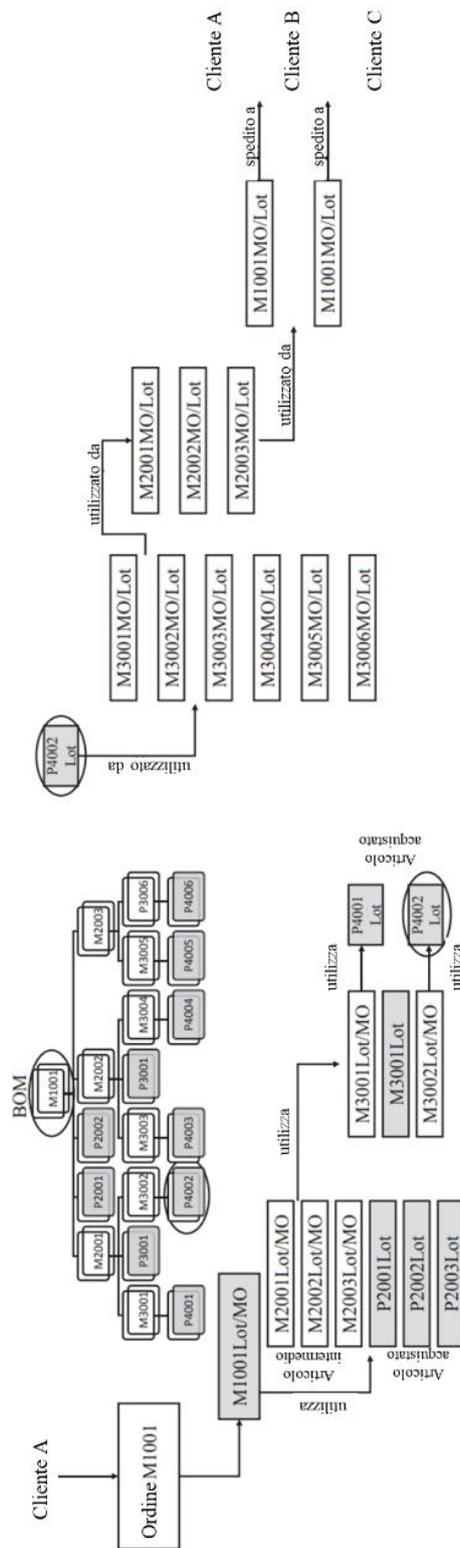


Figura 3.7 - Esempio di schema per il tracciamento a ritroso (a sinistra) e a valle (a destra) effettuato sulla base della Bill of Materials per effettuare il richiamo dei lotti di competenza in caso di prodotto difettoso (Yuan, 2011)

Tuttavia, come detto poco fa, i casi di reclamo possono anche essere sfruttati, attraverso la tracciabilità, a scopi preventivi per individuare le fonti dell'errore alla radice. La possibilità di contestualizzare le deviazioni dei parametri di qualità del prodotto all'interno del processo

produttivo assume particolare rilevanza al fine di avviare attività di perfezionamento e miglioramento continuo di quest'ultimo. Ciò avviene attraverso azioni mirate per risolvere gli errori di lavorazione, commessi involontariamente da operatori umani o da macchinari, ai quali il difetto del prodotto è ricondotto. Una riduzione degli errori, e conseguentemente delle difformità nel prodotto, fa sì che i reclami diventino più sporadici e la qualità risulti incrementata.

La scelta di un'identificazione individuale di componenti e prodotti può essere dunque guidata da iniziative aziendali di efficienza, di aumento della qualità e di miglior comprensione e controllo del processo produttivo; talvolta, invece, l'implementazione di una tracciabilità peculiare è forzata da dettagliati requisiti normativi (in particolare nei settori aerospaziale, farmaceutico, alimentare, della cosmesi e automobilistico).

Non dimentichiamo infine che la corrente attitudine nell'ambito del controllo qualità a sostituire le convenzionali procedure campionarie con ispezioni sul 100% della produzione (di cui si è parlato al Paragrafo 2.4 del Capitolo 2) può essere assecondata soltanto con il supporto di una peculiare tracciabilità. Uno dei presupposti essenziali per il rilevamento e la registrazione delle informazioni relative alla qualità del singolo pezzo è la sussistenza di un sofisticato sistema di identificazione, anch'esso a livello individuale; infatti, l'associazione degli esiti dell'ispezione all'articolo o al lotto di pertinenza avviene attraverso il passaggio dal rispettivo numero di serie. La forte dipendenza del *quality control* al tema della tracciabilità afferisce nello specifico alla seconda accezione del termine, ossia quello di "*internal traceability*"; questa verrà approfondita in una sezione dedicata (Paragrafo 3.3), data la sua importanza contestualmente all'argomento trattato nell'ambito di questa tesi.

Data quindi la moltitudine di benefici apportati da un'identificazione unitaria dei pezzi, come si spiega la tradizionale propensione per una codifica raggruppata in lotti? In un ambiente in cui le operazioni vengono effettuate prevalentemente in modalità manuale, l'etichettatura di ogni singolo pezzo comporterebbe un eccessivo impegno di risorse umane e un cospicuo rallentamento del processo, oltre che elevati costi di stampa. Inoltre, l'etichettatura di alcuni componenti, per la loro composizione, forma o processi di lavorazione a cui sono sottoposti, non è consentita.

In tali condizioni, non solo l'attività di attribuzione del codice identificativo risulterebbe particolarmente laboriosa, ma anche e soprattutto l'assegnazione delle informazioni pertinenti alla singola unità di flusso, lungo l'intero processo di trasformazione a cui essa è sottoposta all'interno dell'azienda. Le operazioni di lettura del numero identificativo del pezzo e di registrazione dei dati relativi alla sua accettazione, al suo processamento, ai referti di qualità, e alla vendita/spedizione (elencati Tabella 3.1), se svolte da risorse umane, risulterebbe controproducente. Infine, impensabile è una gestione manuale dell'enorme volume di dati così generati, senza l'ausilio delle odierne tecnologie di *Knowledge Management*.

Tabella 3.1 - Esempio di informazioni di tracciabilità interna aziendale per lotti o singoli articoli

Informazioni sulla ricezione (registrazione di accettazione)	Informazioni sulla produzione/processo (registrazione del processo interno)	Informazioni sulla spedizione (registrazione di spedizione)
<ul style="list-style-type: none"> • Quantità di arrivo • Data e ora di arrivo • Informazioni su lotto/numero di serie • Informazioni su produttore/trasformatore e altro ancora. 	<ul style="list-style-type: none"> • Quantità di produzione/lavorazione • Data e ora di produzione/lavorazione • Informazioni su lotto/numero di serie • Storia della produzione • Storia dell'ispezione e altro ancora. 	<ul style="list-style-type: none"> • Quantità della spedizione • Data e ora della spedizione • Informazioni su lotto/numero di serie • Informazioni sul destinatario • Informazioni su produzione/stabilimento di produzione e altro ancora.

Tradizionalmente si è trovata soluzione a questo problema attraverso, appunto, un sistema di identificazione aggregata, nella quale non vi è possibilità di distinzione tra unità appartenenti allo stesso lotto. Il presupposto su cui si basa tale raggruppamento dei pezzi e che essi presentino identici livelli di *performance*, in quanto processati nelle medesime condizioni di lavorazione; perciò, al verificarsi di una difformità osservata in un qualsiasi elemento, il relativo richiamo interesserà l'intero lotto di pertinenza.

Oggi, la digitalizzazione e il suo sfruttamento per la realizzazione di procedure automatizzate di marcatura dei pezzi, lettura dei codici identificativi, e generazione e gestione dei dati consente finalmente di beneficiare dei vantaggi offerti dalla tracciabilità a livello di singole unità, mitigandone le criticità.



Figura 3.8 - Identificazione gestita a livello di singolo articolo (a sinistra) o aggregata in lotti (a destra). Nel secondo caso ci si limita ad associare un codice identificativo al lotto di produzione, che sarà il medesimo assunto da tutti i pezzi in esso contenuto; nel primo caso invece, all'assegnazione di un numero di lotto segue l'attribuzione di un codice differente per ciascun elemento che ne fa parte, per cui è possibile distinguere uno specifico componente da un altro appartenente al medesimo lotto

3.3. Tracciabilità interna e il suo legame con il controllo qualità

Ogni azienda necessita di un sistema di tracciabilità interna che fornisca il codice identificativo associato a ciascun componente, prodotto o lotto per raccogliere e gestire informazioni relative al suo processamento e dettagli circa la sua qualità.

Requisito fondamentale per dar forma ad un effettivo sistema di tracciabilità è la messa a punto di un modello di dati. Questa attività preliminare all'avvio del processo produttivo consiste nel definire quali siano i dettagli rilevanti al fine di assecondare i requisiti di *business*, le specifiche del cliente e gli *standard* imposti dalle normative. Vanno da subito stabiliti e registrati i parametri necessari per la contestualizzazione e l'inquadramento della produzione, altrimenti detti "informazioni statiche" (già enunciate nel Capitolo 1). Deve poi essere stabilito il *timing*, periodico o continuo, di rilevazione dei dati dinamici e la natura di questi ultimi.

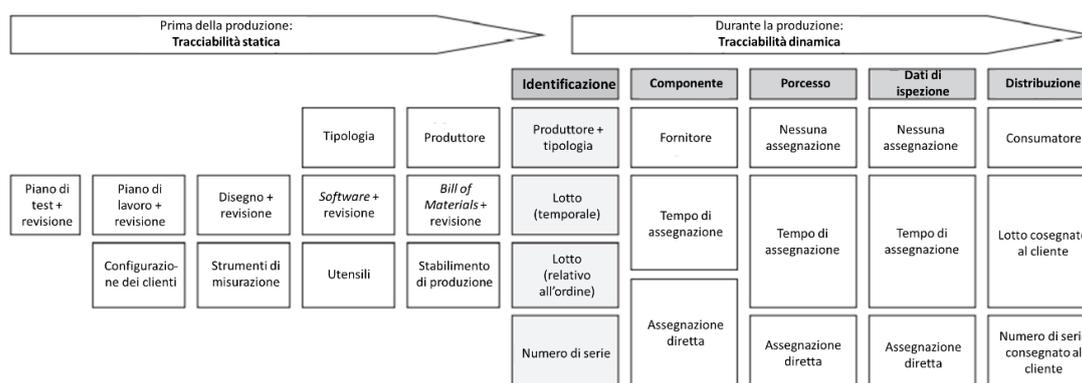


Figura 3.9 - Timeline rappresentativa dell'ordine di generazione dei dati di tracciabilità statica, antecedente l'inizio della produzione, e dinamica, lungo l'intero processo produttivo (codici identificativi e provenienza dei pezzi di cui è composto il prodotto, dati circa le lavorazioni e le procedure ispettive, dati di distribuzione al consumatore). In figura sono rappresentati alcuni esempi di svariate tipologie di informazioni utili per un peculiare tracciamento dei prodotti

Nella prassi più antica, l'identificazione del prodotto e la lettura delle informazioni venivano eseguite da preposti operatori; ad essi era assegnata inoltre la registrazione dei dati, che consisteva nell'annotazione a penna dei dettagli osservati e del codice numerico del pezzo o lotto di pertinenza su un libro mastro cartaceo.

Oggi, l'usanza maggiormente diffusa prevede la digitalizzazione delle informazioni attraverso la loro trasmissione a dispositivi quali *pc* o *server cloud*. L'inserimento dei dati su questi supporti di registrazione può avvenire manualmente, attraverso battitura a tastiera, o in maniera più o meno automatica. Un caso di parziale automatizzazione è rappresentato dall'utilizzo di tecnologie a riconoscimento ottico dei caratteri (OCR: "optical character recognition") o di *scanner*, per la lettura rispettivamente di scritte o codici a barre (di questi parleremo più ampiamente nel prossimo paragrafo). Questi dispositivi di visione, pur presupponendo la presenza di un operatore che

garantisca l'allineamento tra essi e le parole o l'illustrazione da decodificare, possono incidere notevolmente su fattori quali velocità ed errori accidentali.

Gli anni più recenti hanno visto l'ingresso nel mondo industriale di nuove soluzioni innovative, si tratta delle moderne tecnologie di identificazione a radiofrequenza RFID, di cui parleremo più approfonditamente nel prossimo paragrafo. Grazie alla loro natura "*near-field*", il loro avvento ha reso possibile la completa automatizzazione del processo identificativo; infatti, contrariamente rispetto ai codici a barre, non è richiesto il preciso posizionamento del dispositivo perché l'operazione di lettura avvenga con successo, ma è sufficiente che esso si trovi in prossimità del *tag*.

La digitalizzazione delle informazioni di qualità può essere effettuata manualmente o avvenire in maniera automatica. Il primo caso presuppone l'intervento umano per l'immissione a sistema, tramite digitazione o un'interfaccia *input-output*, le misure o gli esiti di una procedura di controllo; la digitalizzazione automatica avviene ad esempio attraverso l'impiego di convertitori analogici-digitali per l'estrazione di dati discreti a partire da un segnale elettrico esteso nel continuo (si rimanda al Paragrafo 2.7 del Capitolo 2 per maggiori approfondimenti).

La digitalizzazione delle informazioni, sia essa eseguita in maniera manuale o automatica, se accompagnata da un'integrazione e coordinamento tra il sistema di tracciabilità, PLC e *software* aziendali quali ERP, MES e PLM, tramite reti IoT, garantisce l'interazione tra informazioni statiche e dinamiche e la loro gestione automatica. In questa integrazione a ciclo chiuso, ognuno dei tre sistemi mette a disposizione degli altri dati di diversa natura. Il PLM fornisce al MES informazioni statiche di design del prodotto, come la sua *Bill Of Materials*, dati tridimensionali e caratteristiche dei suoi componenti. Queste informazioni statiche assumono un'importanza ancora maggiore in contesti di produzione e ispezione automatizzate, in cui il MES necessita di un gran numero di dati e parametri per la configurazione delle macchine e il sequenziamento delle attività. Viceversa, il MES raccoglie e analizza i dati dinamici di processo, restituendo al PLM *feedback* sulla produzione e il suo stato di avanzamento, utili per apportare migliorie e continue revisioni ai modelli di prodotto e processo. Tale comunicazione bidirezionale crea un ponte tra prodotto e processo produttivo, che si fondono per dar origine ad un *manufacturing* sincronizzato.

Il MES comunica all'ERP informazioni utili a quest'ultimo per effettuare resoconti e ottimizzare la pianificazione dei lavori e la gestione delle risorse, come dati sullo stato di avanzamento delle attività e sugli esiti dei controlli qualità. Di contro l'ERP dispone al PLM e al MES comunicazioni ad ampio spettro come nuovi ordini di lavoro con i relativi *standard* di qualità.

Alla luce di quanto appena detto, è perciò evidente il progresso, trainato negli ultimi decenni dalle tecnologie IT, che ha visto come protagonista la tracciabilità. Dato il legame esistente tra quest'ultima e i processi di ispezione, un peculiare ed efficace sistema di identificazione si traduce in un controllo della qualità consistente e adattivo.

Il ruolo assunto dalla tracciabilità, in un ambiente industriale complesso e digitalizzato, ha assunto maggior rilevanza di quanto già non avesse. Essa è ormai comunemente considerata un requisito fondamentale nell'ambito del *quality control*: tecnologie come RFID, in quanto abilitatori di *network* orizzontale e di sistemi *cyber*-fisici, consentono la creazione dell'ambiente olistico e interconnesso di cui necessita l'ispezione digitalizzata.

L'etichettatura digitale degli elementi in produzione oltre a consentire la loro univoca identificazione dà forma ad una stabile connessione tra oggetti e il flusso informativo ad essi associato. I *digital data*, al contrario dei precedenti dati analogici, possono essere raccolti ed elaborati dai sistemi aziendali e trasmessi tra questi in modalità immediata e automatica. Abbiamo già visto come l'acquisizione continua dei dati di ispezione e la loro elaborazione *real-time* sia uno dei caratteri distintivi del controllo qualità nell'Industria 4.0; ecco quindi spiegato un ulteriore fattore che delucida la sempre maggiore rilevanza della tracciabilità in ambito qualità.

Si parla dei sistemi RFID come di dispositivi di informazione abilitati al prodotto (PEID: *Product-Enabled Information Devices*) (H. Zsifkovits et al., 2020). Questi, infatti, generano una connessione stabile tra l'elemento fisico e la sua immagine virtuale, che si realizza in un prodotto "intelligente" in grado di fornire da solo i parametri necessari per il suo processamento e la sua ispezione. Un esempio di apparato adatto al controllo qualità all'interno di ambienti produttivi caratterizzati da un'ampia varietà di *item* è quello proposto da Shaniel Davrajh e Glen Bright in un articolo di ricerca pubblicato nel 2013: esso infatti è in grado di riconfigurarsi automaticamente a seguito dell'identificazione del pezzo o componente da ispezionare, che avviene tramite scannerizzazione del suo codice identificativo. Nell'articolo viene spiegato come una tracciabilità a livello di singoli prodotti possa promuovere l'ispezione di prodotti altamente personalizzati: criteri di lavorazione e di controllo qualità costruiti *ad hoc* per uno specifico articolo vengono forniti direttamente al macchinario, grazie ad una sua integrazione con appositi *scanner* identificativi per la lettura del codice impresso sul pezzo. In via analogica, nei contesti che non contemplano una completa automazione di processi, gli operatori possono disporre dei parametri di lavorazione e controllo qualità attraverso l'impiego di sistemi di assistenza; interfacce HMI o dispositivi di realtà aumentata, abbinati a tecnologie RFID, somministrano agli operatori le informazioni dettagliate per lo svolgimento delle mansioni da eseguire su quello specifico prodotto, attraverso la semplice scansione del codice univoco di quest'ultimo.

Va infine ricordato che il flusso di dati tra l'ambiente reale e quello virtuale ha carattere bidirezionale: l'integrazione tra questi due mondi, abilitata dai sistemi identificativi, non solo fornisce i presupposti per una maggior auto-organizzazione industriale, ma contempla anche il continuo arricchimento informativo e l'aggiornamento *real-time* del gemello digitale attraverso la virtualizzazione dei dati di processo.

Finora ci siamo limitati a parlare di tracciabilità con riferimento al flusso di materiale che è oggetto della produzione, ma è buona prassi sottoporre a marcatura anche la strumentazione

adoperata per il suo processamento. Il codice identificativo impresso sugli attrezzi aiuta a controllarne e gestirne l'utilizzo ripetuto e lo stato di salute. Per garantire l'esatto funzionamento e una lavorazione accurata da parte degli utensili, ogni loro fruizione deve essere storicizzata. Attraverso il confronto con i preregistrati limiti di usura, sarà così possibile comprenderne la condizione di eccessivo logoramento e adoperarsi prontamente per una loro sostituzione, prima che la qualità del prodotto ne risulti compromessa. Inoltre, attraverso l'annotazione di tutti i casi di prelievo e riposizionamento dell'arnese nell'apposito luogo di deposito, la conoscenza della sua collocazione è sempre garantita. Ad esempio è buona norma che, quando un operatore preleva un attrezzo dalla sua apposita locazione sullo scaffale si curi di scansionare il codice identificativo su esso impresso, tramite dispositivi come *tablet* o cellulari, e immettere in *input* la comunicazione di prelievo del pezzo dallo scaffale. Chiunque ricercherà sul sistema aziendale l'utensile, digitando il numero di serie ad esso associato, sarà così messo al corrente del fatto che esso non è disponibile e verrà comunicato il nome dell'operatore che lo sta utilizzando in quel momento. Queste ordinarie procedure, all'apparenza a scarso valore aggiunto, si rivelano spesso determinanti per un sistema di gestione della produzione e della qualità di successo.

3.4. Diverse tipologie di etichettatura

La norma ISO 9001 delinea a livello internazionale i principi chiave di identificazione e tracciabilità per un efficace sistema di gestione della qualità: "Utilizzare mezzi idonei a identificare gli *output* nel rispetto dei requisiti di monitoraggio e misurazione durante tutti i processi, dalla produzione e alla fornitura del servizio. [...] Registrare e archiviare correttamente le informazioni in ogni processo." (ISO 9001, 2015).

Il concetto di *item traceability* contempla un riconoscimento comune e condiviso a livello aziendale o di intera *supply chain* dell'elemento contrassegnato, sia esso visto separatamente o montato all'interno di un prodotto finito o intermedio.

La scelta della modalità di etichettatura deve essere coerente alla domanda di tracciabilità dettata dal contesto produttivo e settoriale. Oltre al livello di aggregazione, per lotti o per singolo prodotto, devono essere fin da subito definiti il formato di rappresentazione del codice e il supporto su cui esso verrà impresso.

Assistiamo oggi ad una consistente migrazione dai tradizionali simboli identificativi, costituiti da sequenze alfanumeriche direttamente comprensibili all'uomo, a soluzioni basate sul digitale, come codici 2D o 3D e informazioni elettroniche memorizzate su *tag* RFID, la cui lettura presuppone l'impiego di ausili tecnologici. A differenti formati di rappresentazione corrisponde

un più o meno esteso contenuto informativo: ad esempio, la capacità di memoria di un codice a barre è limitata rispetto a quella offerta da un *QR code* di pari ingombro superficiale.



Figura 3.10 - L'estensione di codifica bidimensionale propria dei codici QR rende la loro capacità di memoria informativa maggiore rispetto a quella di un codice a barre di pari ingombro

Tuttavia, come già esposto nel paragrafo precedente, i dettagli racchiusi nell'etichetta possono essere integrati con dati aggiuntivi risultanti dal reale avanzamento dei processi. Attraverso un'identificazione individuale e digitalizzata, infatti, le informazioni catturate durante la manipolazione del prodotto generano un istantaneo arricchimento della sua immagine virtuale, che terrà traccia del suo intero ciclo di vita.

I simboli sopracitati sono stampati/memorizzati su etichette cartacee o elettroniche, i cosiddetti *tag* RFID, o su scatoloni contenenti il pezzo o lotto di pertinenza. Un sempre maggiore numero di imprese predilige invece la marcatura della stessa superficie dell'oggetto. I vantaggi derivanti da quest'ultima modalità di contrassegno sono plurimi: l'abolizione della carta contempla risparmi di costi e di spazio, consentendo l'identificazione di pezzi anche di piccole dimensioni. In aggiunta, il rischio di scolorimento e usura a cui le tradizionali etichette sono soggette è da considerarsi superato. La leggibilità del codice è quindi assicurata anche nei casi in cui l'oggetto sia sottoposto a sfidanti sollecitazioni termiche, ambientali o di utilizzo ripetuto, motivo per il quale questo metodo viene spesso utilizzato per marcare gli arnesi di lavoro. Infine, l'impossibilità di separare l'oggetto dal suo codice identificativo può essere vista come un'efficace barriera alla contraffazione di prodotti e componenti, che salvaguarda il consumatore circa la loro provenienza.

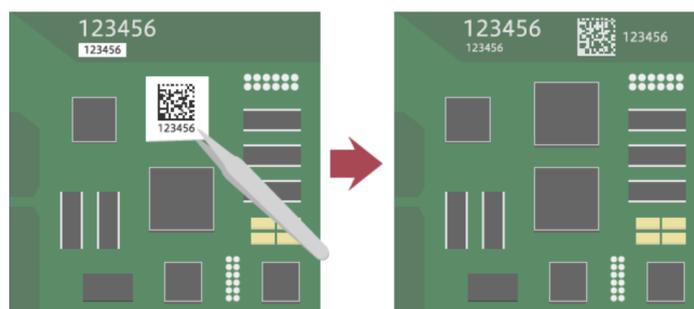


Figura 3.11 - Risparmio di spazio e mitigazione del rischio di contraffazione, legato alla possibilità di asportare l'etichetta identificativa, associati allo stampaggio del codice identificativo direttamente sulla superficie dell'articolo (a destra) rispetto all'utilizzo di etichette adesive (a sinistra)

Iniziamo dunque con l'analisi del più semplice e antico metodo di identificazione: si tratta appunto di semplici stringhe alfanumeriche di immediata leggibilità, impresse per lo più su confezioni o supporti cartacei. Il contenuto informativo è circoscritto alla superficie di cui si dispone: spesso esso si limita al solo numero di serie, talvolta invece vengono riportati in aggiunta pochi dati rilevanti, come l'eventuale data di scadenza o di immissione in commercio.

Sempre più imprese, sfruttano tecnologie OCR (già menzionate nel precedente paragrafo) per la lettura, digitalizzazione e registrazione automatiche dei dati in forma testuale. Gli apparecchi di visione OCR riescono a discernere i singoli caratteri della stringa effettuando un confronto con un dizionario di *font* preregistrati. Le condizioni da rispettare perché la lettura sia garantita è una spaziatura di ampiezza costante tra caratteri, e l'impiego di specifici formati riconoscibili dal dispositivo. Ad esempio, il *font* denominato OCR-A ammette solo lettere maiuscole, i numeri a singola cifra e pochi caratteri speciali; nell'OCR-B, l'utilizzo delle lettere minuscole è invece contemplato, così come un maggior numero di caratteri speciali (H. Zsifkovits et al. 2020). Con questi semplici accorgimenti è quindi possibile limitare l'impiego di manodopera e il rischio di errori accidentali legati alla lettura visiva e all'inserimento manuale dei dati.



Figura 3.12 - Utilizzo di dispositivi di visione OCR per la lettura e digitalizzazione automatica delle informazioni in forma testuale impresse su articoli e package

I codici monodimensionali, comunemente conosciuti come codici a barre, sono composti da fasce parallele di varie larghezze, intervallate da spazi di diverse ampiezze. Sono adatti alla memorizzazione di un esiguo quantitativo di dati. La lettura del loro contenuto, strettamente numerico o talvolta alfanumerico, presuppone un preciso posizionamento dello *scanner* da parte dell'operatore.

Una maggior capienza di registrazione si ottiene attraverso la codifica 2D. Si tratta di un'alternanza di forme squadrate, bianche e nere, distribuite su due dimensioni, come nel caso dei *QR Code* (*Quick Response Code*) e dei *Data Matrix Code*. Questo formato, spesso accompagnato da una marcatura diretta dell'oggetto, consente la gestione individuale di componenti in precedenza reputati eccessivamente piccoli.

Ancora di scarso utilizzo in ambito industriale, ma oggetto di alcuni studi, come quello pubblicato da Microsoft Research nel 2007, è il codice 3D. La terza dimensione, che va a sommarsi alle due convenzionali costituite dagli assi cartesiani primari, può essere rappresentata in due differenti modi: sotto forma di profondità, attribuendo al codice effettiva tridimensionalità visiva, o attraverso l'utilizzo dei colori, i quali vanno ad arricchire il contenuto informativo racchiuso all'interno dell'immagine piana. Basti pensare che, utilizzando soli otto colori, è possibile memorizzare 2000 *byte*, il corrispettivo di 3500 lettere, sulla superficie di un solo pollice quadrato (Microsoft Research, 2007). Un'immagine, come il disegno del componente o linee guida utili per la sua ispezione, può essere direttamente codificata all'interno della marchiatura 3D; questo rappresenta un fattore di progresso rispetto ai codici 2D, per i quali la riproduzione di un'immagine richiede il passaggio attraverso il link URL della rispettiva pagina *internet*.

Le tecnologie RFID, infine, rappresentano il più recente approdo innovativo in tema di identificazione e tracciabilità. I dati sono memorizzati, in formato digitale, all'interno di etichette elettroniche (o *tag*). Queste ultime sono dotate di un circuito integrato e un'antenna, i quali abilitano il flusso informativo verso dispositivi di ricezione, sottoforma di onde radio. Gli interrogatori RFID non sono ovviamente strumenti visivi o fotocamere, utilizzati invece per la lettura di codici a barre e bi-tridimensionali, ma apparecchi in grado di captare i segnali a radiofrequenza dai *tag* presenti in un più o meno ampio raggio d'azione.

Esistono due diverse tipologie di etichette elettroniche. Il contenuto di alcune può essere riscritto innumerevoli volte; esse spesso vengono inserite all'interno di macchinari in modo che sia possibile riconfigurarli ogni qual volta se ne ravvisi l'esigenza. Altri *tag* possono invece essere scritti una sola volta e la registrazione delle informazioni avviene in via definitiva, come nel caso dei prodotti finiti da immettere in commercio.

I *tag* RFID hanno una natura passiva, per cui sono solamente in grado di mettere a disposizione informazioni statiche utili per l'identificazione, il processamento e l'ispezione del prodotto, come parametri configurativi e limiti di tolleranza. Da soli non possono invece rilevare dati dinamici circa l'andamento del processo e i correnti livelli di qualità del prodotto, motivo per il quale spesso vengono affiancati a sensori, ottici o di altra natura. Infatti, RFID e sensori insieme danno vita ad un efficace connubio per l'automazione del controllo del processo e della qualità; i primi forniscono a macchinari o operatori parametri rilevanti per il processamento e l'ispezione del componente, e creano una perpetua connessione con il suo gemello digitale, i secondi catturano le informazioni dinamiche per l'aggiornamento di quest'ultimo e il tracciamento del suo percorso evolutivo.

I metodi sopracitati si adattano all'identificazione di prodotti discreti, ma non a quella di materiale sfuso all'interno di processi continui. Questa casistica consta nella trasformazione e nella finitura graduale di granuli, polveri, fluidi o liquidi in forma di flusso, privo di interruzioni che ne consentano l'individualizzazione o la suddivisione in lotti naturali. È possibile servirsi di supporti

quali confezioni e contenitori, facilmente identificabili attraverso marcatura, soltanto per le fasi logistiche di trasporto, accettazione, e vendita dei materiali, ma non durante il loro reale processamento. Inoltre, l'impossibilità di imprimere un codice direttamente sull'elemento da identificare, come avviene invece per i componenti che andranno integrati all'interno di un articolo più complesso, non consente il completo tracciamento a ritroso della storia del prodotto. La messa a punto di un sistema capace di una precisa identificazione di tali sostanze è resa ancora più ardua dal costante mutamento delle loro caratteristiche fisiche e chimiche (come forma, dimensione, massa, volume, stato), legato al loro trattamento manifatturiero. Inoltre, fuorviante sarebbe basare la tracciabilità su una logica "*first-in first-out*", siccome i percorsi a cui sono sottoposti i flussi sono spesso complessi e implicano miscele, *loop*, convergenze e divergenze. Per questi motivi, contrariamente a quanto non avvenga per prodotti e componenti, la tracciabilità dei materiali sfusi lungo la catena del valore è di norma molto bassa.

Negli ultimi anni plurimi approcci sono stati avanzati con il fine di dominare questo problema. Molti di questi suggeriscono l'integrazione di marcatori con proprietà di flusso conformi a quelle della sostanza ma che differiscono da essa per un'unica caratteristica (fisica o chimica) di spicco, che ne consenta l'identificazione. Un'altra opzione è quella di utilizzare delle peculiarità (cromatiche, magnetiche, di radioattività o chimiche) proprie del materiale stesso per contraddistinguerlo dagli altri. Lo sviluppo di sofisticate tecnologie per una lettura accurata di tali parametri identificativi è uno dei *focus* che attualmente impegnano la ricerca contemporanea.

La proposta di un sistema integrato di tracciabilità e ispezione della qualità dell'olio di oliva, avanzata da Alberto Bonastre (et al.) nel 2004, verrà analizzata al Paragrafo 5.4 del Capitolo 5.

4. SISTEMI DI ISPEZIONE E CONTROLLO QUALITÀ

I sistemi avanzati di ispezione sostituiscono l'uomo nell'osservazione accurata della produzione: catturano automaticamente informazioni di qualità già in formato *digital*, eliminando la fase manuale di immissione a sistema dei dati analogici per la loro digitalizzazione. I dettagli acquisiti nelle diverse fasi del processo vengono sfruttati per l'estensione e il continuo aggiornamento dei modelli virtuali di prodotti, componenti e strumentazione.

Si è soliti classificare in due categorie le tecnologie di cui possono valersi ad oggi le imprese per testare la qualità della loro produzione. I dispositivi cosiddetti "a contatto" richiedono l'immobilità dell'oggetto durante la sua ispezione, per cui ogni operazione di controllo qualità è motivo di arresto della linea. Le condizioni in cui questi strumenti sono in grado di operare ovviamente non sono consone ad un controllo a tappeto, in quanto questo implicherebbe innumerevoli fermi della produzione; sarà invece opportuno optare per un tradizionale approccio campionario. I maggiori rappresentanti di questa famiglia sono le macchine di misura a coordinate (CMM: *Coordinate Measuring Machines*). Esse consentono un'automazione solo parziale delle procedure e ostica è la loro integrazione all'interno di una produzione in linea. Infatti, siccome il piano sul quale avviene il controllo è solitamente parte integrante della CMM, spesso si ricorre al prelievo manuale del pezzo dal trasportatore e al suo posizionamento sulla superficie di misurazione, per poi riporlo sul nastro una volta ultimata l'ispezione ottica.

Le tecnologie "senza contatto" abbattano le barriere che impediscono il controllo totale della produzione in quanto sono in grado di eseguire in totale autonomia l'ispezione di elementi in movimento, scongiurando arresti del processo e le inefficienze ad essi legate. La principale criticità dei controlli effettuati in dinamicità è legata al potenziale aumento di fattori distorsivi, come ad esempio vibrazioni del nastro trasportatore, che possono incidere in maniera significativa sulla qualità delle misurazioni. Vi è poi il problema del rumore generato durante il processo di conversione del segnale analogico continuo in dati discreti digitali, di cui si è parlato al Paragrafo 2.7 del Capitolo 2.

Il controllo della qualità, in base al settore e al tipo di prodotto in esame, può prevedere la verifica di un gran numero di differenti variabili quali la composizione chimica o percentuale dei componenti, l'eventuale presenza di sostanze contaminanti all'interno di una sostanza, le prestazioni funzionali di un prodotto, le sue proprietà geometriche, superficiali e il suo peso. La scelta dei sistemi di ispezione più idonei va effettuata coerentemente alle variabili di qualità da analizzare: per la validazione dei caratteri geometrici o superficiali di prodotti discreti sarà quindi opportuna l'implementazione di sistemi visivi o macchine di misura a coordinate; l'utilizzo di appositi sensori consente la verifica delle funzionalità dell'oggetto; per la rilevazione di corpi

estranei o contaminanti sono invece indicati *metal detector* o sensori a raggi X, UV o a radiofrequenza; infine le proprietà di massa possono essere facilmente testate attraverso l'utilizzo di selezionatrici ponderali.

È inoltre possibile l'impiego di sensori finalizzato al monitoraggio della qualità delle procedure di lavorazione eseguite da macchinari o da operatori; tale utilizzo è maggiormente orientato alla prevenzione degli errori e all'ottimizzazione dei processi propri della *quality assurance*, piuttosto che all'accertamento delle prestazioni del prodotto stesso.

Sono oggi disponibili sul mercato alcune soluzioni di sistemi combinati, pensati per risolvere i problemi di ridondanza dei sistemi di ispezione all'interno di imprese la cui produzione necessita della verifica di numerose variabili di qualità. L'ampia gamma di tecnologie offerte da aziende italiane quali Nimax e Prisma, operanti nell'ambito della qualità alimentare e farmaceutica, costituiscono un valido esempio di integrazione tra *metal detector* o sensori a raggi X e selezionatrici ponderali, che consente la rilevazione di contaminanti all'interno dei prodotti e al contempo la misurazione del peso di questi ultimi effettuate da un'apparecchiatura unica.

5. ISPEZIONE E CONTROLLO NELLE INDUSTRIE ALIMENTARE, FARMACEUTICA E COSMETICA

Ampia e concreta è oggi l'offerta sul mercato di soluzioni atte a validare la qualità di prodotti alimentari, farmaceutici e cosmetici, anche nella nostra realtà nazionale: aziende come Prisma, Minebea, Sinergica e Nimax sono solo alcune delle numerose imprese potenzialmente citabili a tal proposito. Gli efficaci strumenti di controllo della qualità offerti da quest'ultime sono enunciati nei seguenti punti.

5.1. Selezionatrici ponderali

La misurazione della massa è una prerogativa di controllo qualità che tocca tutte le industrie. Tuttavia, essa assume maggior criticità negli ambienti che hanno a che fare con produzioni di flusso e materiali sfusi, spesso associabili ai settori alimentare, farmaceutico e della cosmesi, motivo per il quale si è deciso di trattare tale tema nella sezione corrente.

La normativa in ambito qualità fissa una tolleranza piuttosto contenuta al discostamento tra massa/dose del prodotto confezionato e quantitativo indicato in etichetta. È quindi estremamente importante che le imprese adottino un sistema di controllo atto a garantire che tale range non venga superato in difetto, in quanto ciò comporterebbe frode in commercio. Al tempo stesso, è ovviamente interesse delle aziende evitare la vendita di confezioni contenenti volumi di prodotto superiori a quelli comunicati al cliente.

Il perseguimento di questi due obiettivi tra loro discordanti necessita di uno strumento di misura estremamente preciso e celere, che consenta l'osservanza del dosaggio previsto da normativa senza "regalare" eccedenze di prodotto al cliente e in grado di ispezionare il 100% della produzione senza impattare sul *time-to-market*.

Molte aziende odierne hanno scoperto nelle selezionatrici ponderali una valida risposta ai loro bisogni di controllo sul dosaggio di prodotto, più efficiente rispetto al tradizionale controllo a campione di tipo manuale e più economico rispetto a sofisticati *software* per il controllo degli erogatori.



Figura 5.1 - Selezionatrice ponderale

Le selezionatrici ponderali, non solo individuano i *package* che si discostano dal peso concordato per la discretizzazione del prodotto sfuso, ma sono anche in grado di discernere i casi di sotto-dosaggio da quelli di sovra-dosaggio.

Ogniquale volta viene appurata una non conformità nel dosaggio di una confezione, l'attività di correzione dell'errore implica l'intervento umano, esso è più o meno rilevante in base al livello di automazione del sistema di controllo e al suo grado di integrazione con il processo di produzione.

Alcune selezionatrici ponderali si limitano a segnalare la difformità su appositi *display*, sollecitando l'operatore addetto al controllo qualità al prelievo della confezione in questione dalla linea di produzione; altre presentano una maggior autonomia, allontanando i *package* "difettosi" senza l'ausilio umano. In alcuni casi, attraverso connessioni IoT, è possibile il dialogo tra il sistema ispettivo e il *software* di elargizione del prodotto e l'aggiustamento automatico e immediato dei parametri di funzionamento degli erogatori.

Soluzioni altamente integrabili e automatizzate sono già disponibili sul mercato; per citare un esempio, le selezionatrici ponderali Nimax sono dotate di due differenti espulsori (con funzionamento a getto d'aria, progressivo o a caduta), rispettivamente destinati all'estromissione dal nastro trasportatore delle confezioni "troppo piene" e di quelle "incomplete". Queste vengono raccolte in due diversi contenitori, nell'attesa che un operatore intervenga al fine di allineare il dosaggio dei *package* alle specifiche, sottraendo o aggiungendo il giusto quantitativo di prodotto.

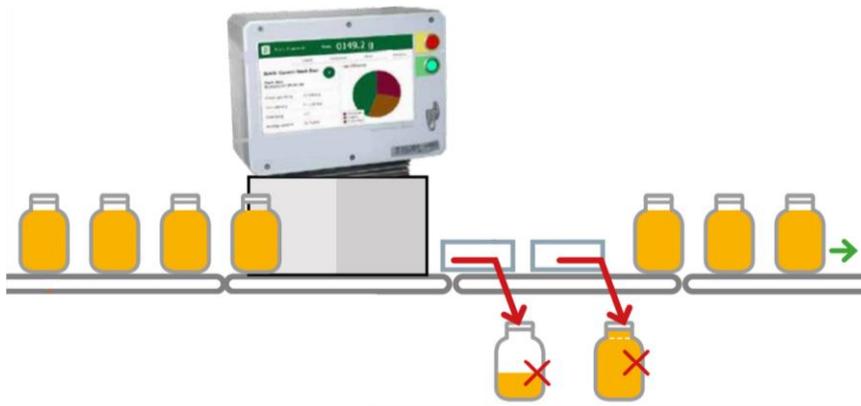


Figura 5.2 - Selezionatrice ponderale con espulsori per il riconoscimento automatico delle confezioni sovra-dosate e sotto-dosate

Si può considerare ancora futuristica ed eccessivamente ambiziosa la concezione e la messa a punto di un sistema totalmente esente dall'azione umana, in quanto l'operazione di correzione del quantitativo di prodotto all'interno delle confezioni è alquanto difficile da parametrizzare, e quindi da standardizzare.

Tuttavia, passi avanti sono già stati fatti rispetto ai primitivi metodi di ispezione del peso, i quali implicavano il prelievo manuale delle singole confezioni dal nastro di trasporto, e quindi l'arresto della linea di produzione, il loro posizionamento da parte dell'operatore sul piatto ponderante e la successiva annotazione cartacea dei dati di massa palesati dalla bilancia. Trattandosi di un procedimento *time-consuming* e *resource-consuming*, un controllo dell'intera produzione, concretizzabile oggi, non sarebbe mai stato fattibile nel passato, né convenevole in termini di tempi e costi.

Un'altra carenza propria dei tradizionali strumenti di rilevamento del peso è la facilità con la quale è possibile incorrere in errori di misurazione: il lavoro effettuato dagli operatori necessita di estrema attenzione e minuziosa prontezza, dal momento che l'esatto punto in cui viene deposto il prodotto sul piano di pesatura può influenzare significativamente il risultato di misurazione, e di conseguenza la sua attendibilità. D'altro canto, per quanto l'esecutore possa essere capace e competente, la "mano" umana ha dei limiti intrinseci di precisione.

Con l'introduzione delle selezionatrici ponderali, le imprese hanno visto un immediato beneficio in termini di risparmio di tempo, grazie al rilevamento dinamico, e non più statico, della massa delle confezioni in movimento sul nastro trasportatore.

Tuttavia, le prime selezionatrici ponderali presentavano ancora numerose criticità, tali da condizionare parzialmente i dati di misurazione; infatti, la qualità di questi ultimi risultava compromessa nel caso in cui il prodotto non fosse posizionato esattamente sull'asse centrale del nastro, oltre a manifestare una dipendenza dalla velocità di trasporto, dalle vibrazioni e dalla distanza stante tra due *package* consecutivi.

Tali debolezze sono state superate attraverso l'introduzione delle più moderne selezionatrici ponderali. Esse sono in grado di restituire risultati affidabili anche in caso di pacchetti molto prossimi l'un l'altro, permettendo una maggior produttività; viene infatti superata la necessità che il nastro di rilevazione del peso sia totalmente sgombro prima di poter accogliere un nuovo prodotto (Figura 5.3). Se prima venivano assunti come dati di misurazione dei singoli prodotti i pesi di picco rilevati dal nastro di pesatura, si preferisce oggi un approccio basato sul controllo del peso medio delle confezioni, calcolato per mezzo di un algoritmo che tiene conto del divario spaziale tra le confezioni posizionate sul trasportatore e della velocità di funzionamento di quest'ultimo. I *package* che sono causa di variazioni del peso medio tali da oltrepassare i limiti di tolleranza vengono scartati automaticamente dal sistema.



Figura 5.3 - Minor intervallo spaziale tra gli articoli sul nastro trasportatore consentito dall'approccio di pesatura basato sul peso medio (in basso) rispetto a quello tradizionale basato sul peso di picco (in alto)

La scelta di utilizzo delle selezionatrici ponderali per misurare la massa delle confezioni in movimento è dunque legata a motivi efficientanti; tuttavia, spesso si trascura la facilità con cui talora un'ispezione di tipo dinamico può portare a misurazioni sul prodotto distorte. La massa in un oggetto in movimento evolve generando un segnale analogico continuo che viene convertito in dati discreti digitali, con conseguenti approssimazioni legate al campionamento e alla quantizzazione del segnale, di cui si è parlato al Paragrafo 2.7 del Capitolo 2.

Inoltre, perché il processo di pesatura dinamica per mezzo di selezionatrici ponderali restituisca risultati precisi e affidabili devono sussistere determinate condizioni di lavoro, spesso trascurate dalle imprese che ne fanno utilizzo: è opportuno tener conto e cercare di limitare l'effetto di fattori disturbanti che possono incidere in maniera significativa sui valori di massa rilevati, seppur sia impossibile eliminarli del tutto. Perturbazioni, scossoni e vibrazioni del nastro trasportatore devono quindi essere evitate, e la sua velocità di avanzamento deve essere mantenuta costante e contenuta.

Le selezionatrici ponderali possono essere prefigurate per lavorare in autonomia attraverso la generazione di una strategia ispettiva sottoforma vincoli strutturati. È buona norma impostare l'operato delle selezionatrici ponderali attraverso regole "if-then" in linea con i requisiti imposti dalle norme in tema di controllo qualità. La raccomandazione OIML (Organizzazione Internazionale di Metrologia Legale) R-87, emanata nel 2016 definisce alcuni vincoli legali per

la merce preimballata, tra cui rientrano quelli sulla massa: un lotto di prodotti omogeneo non deve contenere alcuna unità con massa inferiore alla massa nominale m_N sottratta del massimo errore in difetto accettato e_{max} (definito dalla normativa in funzione della massa nominale come mostrato in Tabella 5.1) moltiplicato per 2 (Equazione 5.1). Inoltre la percentuale di prodotti la cui massa supera il quantitativo appena enunciato ma risulta inferiore al valore di massa nominale sottratto del massimo errore in difetto, preso una sola volta, non deve superare il 2,5% (Equazione 5.2).

$$P[m_i < m_N - 2e_{max}] = 0\% \quad (\text{Equazione 5.1})$$

$$P[m_N - 2e_{max} \leq m_i < m_N - e_{max}] \leq 2,5\% \quad (\text{Equazione 5.2})$$

Tabella 5.1 - Massimi errori in difetto consentiti sul peso dei prodotti preconfezionati dalla raccomandazione OIML

Quantità nominale Q_{nom} (g o ml)	Errori massimi tollerati in meno	
	In % di Q_{nom}	g o ml
Da 5 a 50	9	-
Da 50 a 100	-	4,5
Da 100 a 200	4,5	-
Da 200 a 300	-	9
Da 300 a 500	3	-
Da 500 a 1000	-	15
Da 1 000 a 10 000	1,5	-

Si riportano in seguito gli *step* che definiscono l'ordinario funzionamento di una selezionatrice ponderale, coerentemente ai vincoli imposti dalla OIML R-87.

- Il primo pezzo ispezionato passa il controllo solo se la sua massa ha un valore superiore o uguale alla massa nominale (Equazione 5.3).

$$m_i \geq m_N \quad (\text{Equazione 5.3})$$

- Dal secondo pezzo in poi non sarà la massa stessa dell'unità ispezionata ad essere confrontata con la massa nominale, ma la massa media \bar{m} di tutti gli elementi del lotto controllati fino a quel momento, comprensiva di quest'ultimo pezzo (Equazione 5.4). Inoltre, in conformità ai dettati della OIML R-87, deve essere superata la seconda condizione secondo la quale la massa non deve essere inferiore alla massa nominale sottratta del massimo errore consentito preso due volte (Equazione 5.5)

$$\bar{m} \geq m_N \quad (\text{Equazione 5.4})$$

$$m_i \geq m_N - 2e_{max} \quad (\text{Equazione 5.5})$$

- Dopo che il numero di elementi ispezionati e non scartati è pari a 40, cioè tale da poter individuare su di essi una frazione del 2,5% (1/40), il sistema integra al controllo un terzo vincolo; questo si va a sommare a quelli definiti dalle Equazioni 5.4 e 5.5, che mantengono la loro valenza.

Nel caso in cui la massa del prodotto corrente superi con successo la condizione definita all'Equazione 5.5, ma risulti inferiore al valore di massa nominale sottostante del massimo errore in difetto preso una sola volta, esso viene espulso dalla linea soltanto se la sua accettazione porterebbe a superare la percentuale del 2,5% dei pezzi che ricadono in tale casistica sulla totalità degli elementi accettati fino a quel momento, in linea con il secondo vincolo imposto dalla OIMP R-87 (Equazione 5.2).

I tradizionali sistemi di pesatura necessitano di un processo di apprendimento, a cura di un apposito addetto, preliminare all'avviamento della produzione; esso deve essere effettuato nuovamente ogni volta in cui il prodotto che è oggetto di produzione cambia. Questa fase preparatoria consiste nel posizionare ripetutamente un campione di massa sul piano di pesatura e inserire manualmente il valore noto del suo peso, in modo che il sistema possa generare coefficienti di correzione dell'errore e fattori di conversione per prepararsi al calcolo del peso di quel prodotto specifico. Il posizionamento del campione sul piano della bilancia così come la digitazione del valore di peso, essendo effettuati manualmente, comportano un alto rischio di errore oltre che uno spreco di tempo.

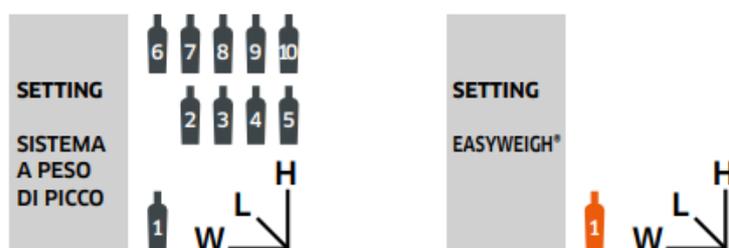


Figura 5.4 - L'approccio di pesatura basato sul peso medio (a destra) permette di evitare la ri-calibrazione della bilancia e le ripetute pesature campionarie preliminari ad ogni cambio di prodotto, essenziali invece nei sistemi basati sul peso di picco (a sinistra)

Oggi, grazie alla messa a punto di appropriati algoritmi, la definizione dei fattori di conversione talvolta viene effettuata in maniera automatica, senza dover ricorrere a misurazioni manuali ripetute. I sistemi moderni sono in grado di archiviare i parametri di calibrazione relativi alla misura del peso di numerose tipologie di prodotti; sarà quindi sufficiente che l'operatore selezioni sull'interfaccia grafica l'articolo per il quale si desidera avviare la produzione, e quindi l'ispezione. Attraverso questo schermo interattivo è inoltre possibile visualizzare lo storico dei comandi immessi dall'operatore e dei dati di misurazione, i quali vengono memorizzati ed elaborati istantaneamente dal *software* per restituire all'utente viste grafiche e statistiche di immediata efficacia.

Va specificato che tutt'oggi l'operazione di pesatura dei prodotti, soprattutto nel mondo manifatturiero, non viene effettuata allo stesso modo da tutte le imprese: solo alcune di esse si servono di sistemi di ponderazione con livelli di automazione paragonabili quelli sopra enunciati.

Ormai raro è il ricorso alla carta per la registrazione dei dati di misura: i dati solitamente sono generati, e successivamente archiviati, direttamente in formato digitale grazie all'ausilio di appositi sensori e lettori RFID innestati negli apparecchi di pesatura. Tuttavia, non di rado la calibrazione del dispositivo e il posizionamento del prodotto sul piatto della bilancia avvengono ancora manualmente. Uno strumento di ponderazione con tali caratteristiche è stato scelto ad esempio dalla *MRT Corporation* di Hong Kong come elemento integrante di un sistema innovativo di *quality assurance* nel settore edilizio.

5.2. Metal detector

Strumento ampiamente adottato in ambito alimentare, farmaceutico e della cosmetica per garantire il rispetto degli *standard* internazionali di qualità, estremamente severi in questi settori, è sicuramente il *metal detector*. Il ricorso ad un efficiente sistema di controllo in grado di rilevare eventuali inquinanti metallici presenti in prodotti destinati all'assunzione per via orale o al diretto contatto con la pelle è, infatti, considerato oggi un requisito fondamentale e non un valore aggiunto.

I *metal detector* sono dotati di un complesso di tre bobine: quella centrale, grazie al suo collegamento ad un trasmettitore radio ad alta frequenza, genera un campo magnetico; le due bobine laterali fungono invece da rilevatori di eventuali alterazioni di quest'ultimo, date dalla presenza di materiali con proprietà magnetiche.

Questi strumenti ispettivi non hanno il solo scopo di individuare corpi estranei (esclusivamente metallici) all'interno di sostanze sfuse, liquide o granulari, ma anche delle confezioni che racchiudono il prodotto vero e proprio. Alto è infatti il rischio che il contenuto di un *packaging*, la cui composizione non risponde agli *standard* imposti dalle norme di qualità, venga anch'esso compromesso, recando danni alla salute e alla sicurezza del cliente finale. È dunque possibile riscontrare contaminazioni all'interno del prodotto riconducibili al rilascio di impercettibili porzioni del *package* o della superficie dei macchinari di lavorazione o di confezionamento. Queste due ipotesi si aggiungono ai casi in cui il corpo estraneo sia già presente all'interno della materia prima.

È consigliabile effettuare il controllo quanto prima possibile, così da evitare infruttuosi processamenti di porzioni di prodotto destinate ad essere scartate; per questo motivo si è soliti posizionare i *metal detector* in punti sulla linea produttiva antecedenti all'elaborazione e/o al confezionamento della sostanza.

Gli odierni dispositivi offrono la possibilità di una profonda integrazione con il processo di produzione. Esistono differenti varianti di *metal detector*, che rispondono alle esigenze di diverse tipologie di prodotto e di processamento: alcuni di essi, progettati per l'ispezione di sostanze

pompate (come marmellate o carne macinata) o a caduta (come pillole e compresse) sono in grado di comunicare con i sistemi di riempimento e con le sottostanti confezionatrici verticali; altri, adatti al controllo di materiali trasportati su nastro, possono interagire con il sistema che regola l'andamento di quest'ultimo.



Figura 5.5 - Metal detector per l'ispezione di sostanze pompate (a sinistra), a caduta (al centro) e trasportate su nastro (a destra)

Se integrato al processo produttivo, il sistema di controllo, oltre alla rilevazione di materiali metallici, assicura la loro espulsione automatica attraverso dispositivi con modalità di funzionamento pneumatica, a tappeto retrattile, a getto d'aria o a deviazione motorizzata, in base alla tecnologia più idonea a deviare la traiettoria del prodotto in questione.

Gli odierni espulsori consentono una significativa riduzione dei rifiuti rispetto a quanto di consueto avviene in caso di prelievo manuale della sostanza contaminata. L'automazione dell'attività di scarto comporta inoltre ingenti risparmi in termini di fabbisogno di personale, il quale risulta notevolmente ridotto, e di tempo, in quanto le procedure di controllo sono soggette ad un'accelerazione tale da renderle non impattanti sulle tempistiche di produzione.

Anche la memorizzazione e la diagnostica dei dati, i quali in tempi antecedenti la digitalizzazione erano registrati sulla carta, oggi viene effettuata autonomamente dal *software* di analisi, integrato al dispositivo di controllo grazie a connessioni *Ethernet*, *Wi-Fi* o *SCADA*. Il dispositivo di controllo comunica all'utente lo stato di avanzamento e di salute della produzione attraverso la visualizzazione su un *monitor* di viste grafiche immediate e intuitive (Figura 5.6), e indirizza le azioni dell'operatore, rendendo quasi nullo il rischio di errore. Attraverso tale interfaccia, l'utente può inoltre accedere alla reportistica e allo storico dei dati, continuamente aggiornati e fruibili in qualsiasi momento.

L'accesso ai dati e l'area d'azione di competenza di ciascun utente, all'interno della quale egli può intervenire direttamente, possono essere contenuti e personalizzati attraverso un preliminare processo di autenticazione. L'effettuazione del *login* da parte dell'operatore consente inoltre di tracciare la responsabilità sui comandi di colui che li ha effettivamente immessi a sistema.

Non solo i dati derivanti dal controllo sull'effettiva produzione sono oggetto di archiviazione e reportistica, ma anche quelli originati dai *test* di validazione del corretto funzionamento del *metal detector*. Essi vengono solitamente effettuati ad intervalli regolari sottoponendo al controllo qualità campioni soggetti ad una già appurata contaminazione metallica, così da verificarne l'effettiva rilevazione da parte dello strumento. I *report* generati dall'elaborazione dei dati relativi ai *test* certificano la continua convalida dell'efficacia del controllo qualità, nell'interesse dei clienti e del rispetto delle norme istituzionali.

Il dispositivo di controllo presenta uno spazio di memoria pensato per la registrazione dei parametri di calibrazione e le frequenze di ispezione per una determinata tipologia di prodotto. L'utente, dopo aver effettuato il *login*, ha accesso alla lista di prodotti presenti a sistema, limitativamente alle funzioni di sua competenza; a seguito della selezione di uno di questi, il *metal detector* viene automaticamente predisposto all'ispezione del prodotto scelto dall'operatore, evitando rallentamenti cagionati da riconfigurazione e *set-up* effettuati manualmente.

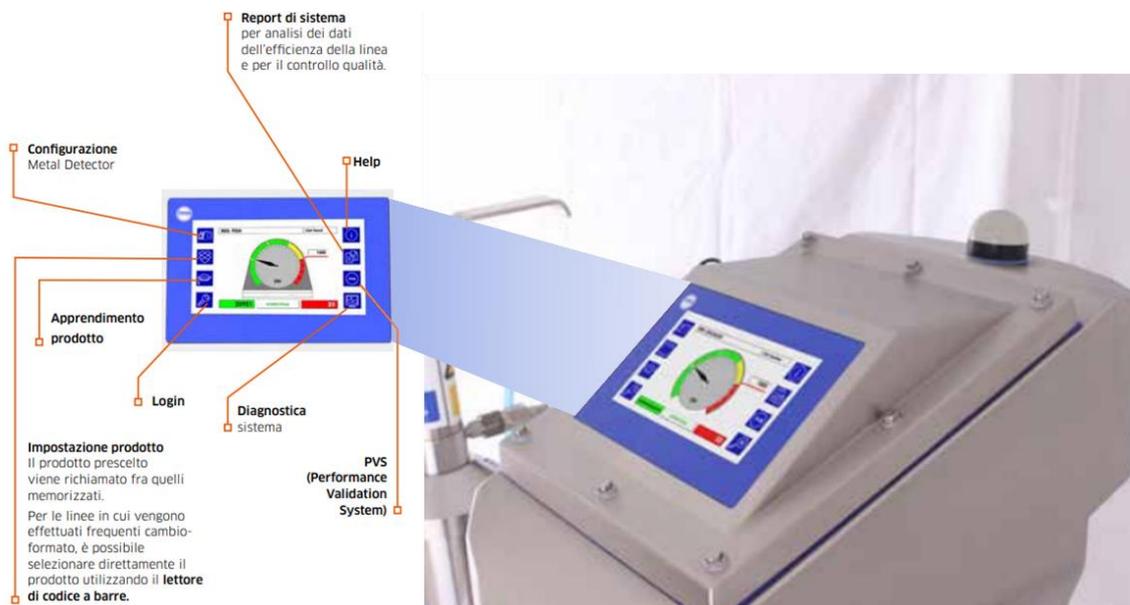


Figura 5.6 - Esempio di monitor interattivo e relative funzionalità di un metal detector

Un'efficiente alternativa alla selezione su *monitor* da parte dell'utente dell'oggetto dell'ispezione è la sua identificazione automatica, che porta un significativo efficientamento in caso di frequenti cambi di prodotto; essa è resa possibile dall'integrazione di lettori RFID o a codici a barre in grado di leggere i *label* identificativi impressi sul prodotto.

I *metal detector* più innovativi, inoltre, sono in grado di aggiustare autonomamente la frequenza di rilevamento durante il processo produttivo, sulla base della numerosità di anomalie riscontrate in itinere.

Un utilizzo efficace dei *metal detector*, tuttavia, presuppone la conoscenza delle condizioni necessarie per l'effettivo rilevamento dei contaminanti metallici. Diversi sono infatti i fattori che

possono compromettere la sensibilità di rilevazione di un *metal detector*, come eventuali oggetti metallici o campi elettromagnetici nella zona circostante, interferenze elettriche, sbalzi di temperatura o vibrazioni del prodotto in movimento sul nastro trasportatore. Inoltre, la probabilità di un contaminante di essere riconosciuto aumenta in relazione alla sua conducibilità elettrica e al suo magnetismo (Tabella 5.2), ma anche alla sua dimensione e al suo posizionamento all'interno del prodotto.

Tabella 5.2 - Livello di rilevabilità dei metal detector in funzione del magnetismo e della conducibilità elettrica dei corpi estranei

Tipologia materiale	Magnetismo	Conducibilità elettrica	Rilevabilità
Metalli Ferrosi (es. ferro)	Elevato	Elevata	Elevata
Metalli Non ferrosi (es. rame, alluminio)	Basso	Elevata	Buona
Acciai inox	Variabile (generalmente basso)	Variabile (generalmente bassa)	Scarsa

Lo stesso prodotto ispezionato può essere un elemento disturbante per l'identificazione di metalli contenuti al suo interno, si parla quindi di "effetto prodotto". Se la perturbazione del campo magnetico da esso generato surclassa quella originata dal corpo estraneo quest'ultimo non verrà rilevato. Fattori fortemente impattanti sulla precisione degli esiti di rilevamento sono: viscosità e temperatura del prodotto, la sua composizione e dimensione, un eventuale confezionamento metallico in cui esso è racchiuso e la sua posizione sul nastro trasportatore.

L'esempio illustrato in Tabella 5.3 (Chen H. *et al.*, 2020) è esemplificativo dell'influenza che può avere il prodotto ispezionato sulla probabilità del *metal detector* di rilevare erroneamente la presenza di contaminanti. Lo strumento ispettivo è stato sottoposto al controllo di campioni privi di contaminanti metallici, ma di due diverse tipologie di prodotto che differiscono per caratteristiche fisiche, chimiche, di magnetismo e conducibilità elettrica: si può osservare come i casi di falsi positivi legati all'"effetto prodotto" siano più frequenti per una delle due tipologie di prodotto rispetto all'altra. Gli errori di rilevamento sono più ricorrenti nelle ispezioni dei campioni di *test* di una salsa liquida, rispetto a quelli di un prodotto alimentare in polvere, a causa della maggior complessità dei suoi componenti e alla presenza di un maggior numero di fattori distorsivi: le salse liquide contengono sale e altre sostanze in forma solida, ioni di ferro ed elettroliti che in contesti di umidità possono inficiare la precisione di rilevamento del *metal detector*. È quindi bene, prima di affidarsi al controllo automatizzato, valutare che le caratteristiche del prodotto da controllare siano idonee a tale approccio ispettivo.

Tabella 5.3 - Test effettuato all'interno di un'azienda alimentare in Taiwan (Chen H. et al., 2020) su campioni, privi di contaminanti metallici, di un prodotto alimentare in polvere e di una salsa liquida. I risultati evidenziano la presenza di un maggior "effetto prodotto" nelle ispezioni della salsa liquida: i casi di falsi positivi (d) sono infatti più frequenti, e più alti i valori del rapporto Non Performing Loans (p)

numero di lotto	Record di campionamento del test del metallo del prodotto in polvere solida			Record di campionamento del test del metallo del prodotto di prova liquido		
	1	2	3	1	2	3
Numero di campioni (n)	150	151	145	80	100	88
Numero negativo (d)	1	0	0	2	1	0
Rapporto NPL (p)	0.0070	0.0000	0.0000	0.0025	0.0010	0.0000

È possibile mitigare il rischio di errori tramite un processo di auto-calibrazione, senza tuttavia escluderlo del tutto. Si tratta di un preliminare processo di autoapprendimento dello strumento "intelligente", che lo rende capace di distinguere le perturbazioni di prodotto da quelle di eventuali elementi contaminanti; essa deve essere effettuata per ogni nuova tipologia di prodotto di prima ispezione, non ancora presente nel *database* del *software* integrato.

Spesso si trascura l'importanza di impiego di personale competente e adeguatamente formato per la somministrazione dei campioni di autoapprendimento del sistema e nell'effettuazione dei *test* di corretto funzionamento; i campioni di *test* devono essere costruiti in modo da assicurare la rilevazione di corpi estranei negli scenari più sfavorevoli, come nel caso in cui essi siano posizionati nel punto centrale dello strumento, il più lontano dalle due bobine di rilevazione.

La Figura 5.7 mostra l'impatto, all'interno di un'impresa alimentare di Taiwan, che ha avuto l'introduzione della norma ISO 22000:18 sugli errori di rilevazione dei *metal detector* (Chen H. et al., 2020); essa consiste in un complesso di pratiche per il costante monitoraggio dello stato di funzionamento dei *metal detector* e per la formazione del personale addetto al suo utilizzo.

Risulta tuttavia spontaneo chiedersi se i guadagni in termini di tempo e impiego di risorse legati all'utilizzo di *metal detector* non venga controbilanciato dall'impegno, costanza e formazione richiesta per la sua gestione e il suo mantenimento; inoltre, l'elevato prezzo di commercio di tali strumentazioni le rende di fatto inaccessibili alle piccole e medie imprese.

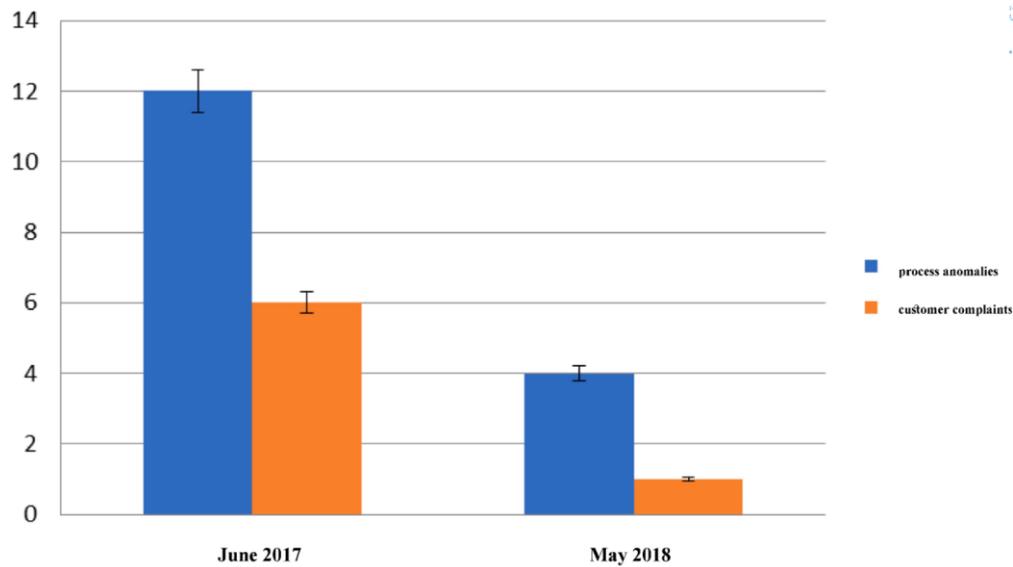


Figura 5.7 - Effetti dell'introduzione della norma ISO 22000:2018 all'interno di un'azienda alimentare del Taiwan (Chen H. et al., 2020). I casi di anomalia del processo da 12, a Giugno 2017, sono scesi a 4 nel Maggio 2018; i reclami da parte dei consumatori da 6 sono passati a 1

5.3. Sistemi a Raggi X

Anch'essi identificano la presenza di materiali contaminanti all'interno di prodotti sfusi o del *packaging*. Tuttavia, sono spesso preferiti ai *metal detector* per la loro capacità di rilevamento, non più circoscritta dai soli frammenti metallici ma estesa ad un'ampia varietà di materiali quali sassi, ceramica, vetro, ossa, plastiche e gomme dense.

I sistemi a raggi X presentano, in aggiunta, una seconda funzionalità applicativa: possono infatti essere utilizzati per validare l'integrità, la completezza e l'assenza di difetti di forma, volume o dimensioni del prodotto o della confezione. In quest'ultima accezione, talvolta se ne fa uso anche nel mondo manifatturiero.

I dispositivi disponibili in commercio praticano una radiografia digitale ad assorbimento. Questi emettono una radiazione che passa attraverso il bene da ispezionare e viene catturata da un sensore elettrico che ne esegue la conversione in digitale. Ciò che ne deriva è un'immagine virtuale che può essere direttamente utilizzata dal sistema a scopi diagnostici, senza richiedere l'intervento umano per l'interpretazione della pellicola generata dai dispositivi di radiografia analogici.



Figura 5.8 - Dispositivo a raggi X

A seguito della scansione del prodotto, un *software* connesso al sistema a raggi X analizza le immagini così generate individuando eventuali corpi estranei, difetti o incompletezze del prodotto, e scartando le confezioni reputate non conformi.

La presenza di contaminanti è evidenziata sull'immagine digitale da eventuali eterogeneità di gradazione cromatica, cagionate dalle differenti capacità di assorbimento dei materiali di diversa composizione.

L'assorbimento di un fascio di raggi X da parte di un oggetto è funzione del suo spessore e della sua densità contaminante (SG) e può essere descritto in via semplificata dalla seguente equazione:

$$\text{Assorbimento} = \text{Spessore} \cdot \text{SG} \quad (\text{Equazione 5.6})$$

Tabella 5.4 - Densità contaminanti di alcuni materiali

Materiale	Fattore SG
Legno, fili, insetti	0.7
Plastica a bassa densità	0.9/1.2
Acqua	1
Plastiche dure (PVC, Teflon)	1.7/2.2
Gomma densa, ossa, agglomerati	2.2/2.5
Pietre, minerali	2.3/3.0
Vetro a bassa densità	2.4/2.8
Alluminio	2.7
Ceramica	3.5>
Metalli non ferrosi	7.5
Metalli ferrosi e acciai inossidabili	7.5/8
Piombo	11.3
Oro	19.3

Se consideriamo ad esempio uno strato di acqua di altezza 10 mm, il *rating* di assorbimento sarà 10 ($= 10 \cdot 1$). Se nella bacinella viene aggiunto un elemento metallico di densità contaminante pari a 8 e spessore di 1 mm, la capacità di assorbimento in quel dato punto sarà pari a 17 ($= 9 \cdot 1 + 1 \cdot 8$), con una variazione di assorbimento rispetto agli altri punti in cui il corpo estraneo non è presente del 70%. La presenza del contaminante sarà quindi facilmente identificabile sottoforma di macchia scura sull'immagine digitale. Così non è tuttavia se lo stesso corpo viene inserito in un contenitore riempito d'acqua fino ad un'altezza di 100 mm: esso genererà infatti un differenziale di assorbimento pari solo al 7%, con il rischio che la sua rilevazione non si verifichi. Altri casi di complicata rilevabilità riguardano la presenza di corpi estranei di densità e composizione simili a quelle del prodotto esaminato.

Si tende oggi a memorizzare in appositi archivi logici tutte le istantanee prodotte dal dispositivo di controllo, e non sono quelle che presentano anomalie; esse, infatti, possono essere sfruttate a scopi diagnostici per effettuare analisi multi-periodo e, in caso di controllo a tappeto e identificazione delle singole confezioni attraverso tecnologia RFID, consentono di aggiornare costantemente eventuali *report* di qualità del prodotto specifico e tracciarne lo stato di avanzamento.

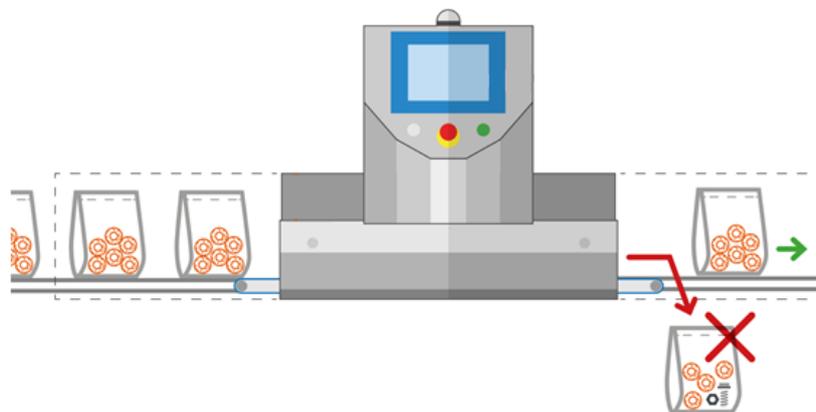


Figura 5.9 - Operazione di espulsione automatica delle confezioni contaminate effettuata da un sistema a raggi X integrato alla linea di produzione

Così come per i *metal detector*, i più moderni sistemi a raggi X consentono la memorizzazione dei parametri di configurazione del dispositivo per diversi prodotti, e la selezione dell'oggetto da ispezionare tramite un *monitor* interattivo. Se l'elemento da esaminare non è mai stato processato precedentemente, sarà sufficiente effettuare scansioni multiple al fine di tarare il dispositivo e prepararlo alla generazione automatica dei parametri di ispezione, in seguito archiviati a sistema. La calibrazione del dispositivo, presenta una maggior complessità e un maggior numero di variabili rispetto a quella che tipicamente caratterizza i *metal detector*. I sistemi a raggi X si prestano infatti ad un'ampia varietà di *test* differenti (che spazia dalla ricerca di sostanze contaminanti a verifiche di conteggio, forma, volume, area e riempimento), i quali possono essere effettuati su una altrettanto ampia gamma di prodotti. Differenti casistiche richiedono una

differenti impostazioni del sistema, la cui automazione necessita della messa a punto di algoritmi sofisticati. Alcuni di essi sono già integrati in sistemi reperibili sul mercato, e supportano l'adeguamento dell'intensità di emissione dei raggi X allo stato fisico, alla densità e alle peculiari caratteristiche del prodotto, in modo da consentire una più o meno profonda penetrazione del materiale.

Alcuni sistemi, come quelli proposti dall'azienda Nimax, sono dotati di differenti algoritmi predisposti rispettivamente all'ispezione di sostanze di densità uniforme piuttosto che di elementi la cui consistenza presenta delle discontinuità, come nei casi di prodotto già confezionato (Figura 5.10). In caso di densità disomogenea, il dispositivo riconosce le parti del prodotto che, seppur di diversa corposità, non vanno considerate anomale e il *package* del prodotto, limitandosi ad analizzarne il contenuto ed evitando di incorrere nella segnalazione di falsi positivi.



Figura 5.10 - Esempi di rilevazione di sostanze contaminanti (frammenti metallici, ossei, in ceramica, vetro, plastica o gomma) da parte di un sistema a raggi X all'interno di un vassoio di cibo confezionato (a sinistra), un pacchetto di riso (al centro) e dei cioccolatini incartati (a destra)

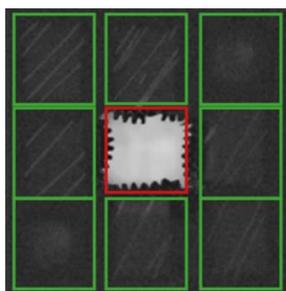


Figura 5.11 - Esempio di rilevazione da parte di un sistema a raggi X di prodotto mancante all'interno di una confezione

Sebbene i dispositivi a raggi X disponibili in commercio consentano di rilevare una grande varietà di materiali contaminanti contenuti nella sostanza ispezionata, difficilmente riescono a identificare corpi come insetti, peli o carta (Tabella 5.5).

Tabella 5.5 - Risultati di un'indagine giapponese (Takashi, 2009) che mostra le percentuali dei contaminanti che sono stati causa di reclami da parte dei consumatori e il livello di difficoltà di rilevamento di ciascun contaminante con tecnologie a raggi X ad assorbimento.

Contaminant	Percentage (%)	Difficulty of detection by X-ray
Insects	24.5	Difficult
Bone (calcified only)	15.2	Medium
Unclear	14.1	N/A
Metal piece	7.3	Easy
Hairs	6.6	Difficult
Needles, wires etc.	6.5	Easy
Plastic and rubber	5.3	Medium
Glass fragments	3.9	Medium
Stone and sand	3.0	Easy
Paper, threads etc.	2.1	Difficult
Vinyl	2.0	Difficult
Fly	1.8	Difficult
Wood chips	1.5	Difficult
Blade chips	1.2	Medium
Staples	1.0	Easy
Rat excrement	0.9	Difficult

Recenti studi si sono orientati nella ricerca di una soluzione a tale limite: metodi di rilevazione a raggi X di recente costituzione si basano sul fenomeno di rifrazione e su quello di diffusione; si parla così rispettivamente di rilevazione del contrasto di fase e microscopia in campo scuro. La Figura 5.12 mostra come i tre approcci di rilevazione a raggi X, rispettivamente ad assorbimento, a contrasto di fase e in campo scuro, siano capaci di restituire immagini completamente differenti.

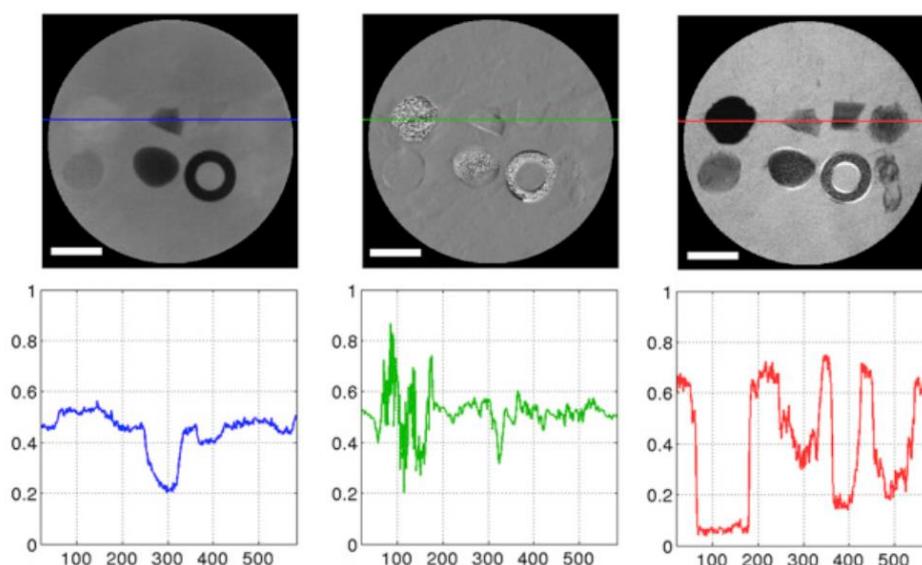


Figura 5.12 - Immagini digitali (in alto) e istogrammi di intensità (in basso) derivanti da ispezioni con tecnologie a raggi X ad assorbimento (a sinistra), a contrasto di fase (al centro) e in campo scuro (a destra) su un campione di carne macinata contenente otto corpi estranei di differenti materiali e composizioni (Einarsdóttir, 2016). La barra bianca rappresenta una lunghezza di 0,5 cm

I risultati di un *test* ispettivo effettuato su sette diversi alimenti contenenti otto tipologie di contaminanti di differenti materiali (Einarsdóttir H *et al.*, 2016) hanno dimostrato come le tecnologie a raggi X in campo scuro siano in grado di rilevare corpi estranei come plastiche, insetti e legno, difficilmente riconoscibili tramite il convenzionale approccio ad assorbimento; quest'ultimo, tuttavia, si mostra più performante in presenza di frammenti di vetro, gomma, metallo o pietra. Infatti, a seconda della tecnologia a raggi X con cui vengono scansionati, il rapporto tra segnale elettrico utile e rumore disturbante generati dalla presenza di un certo corpo estraneo varia in maniera significativa (Tabella 5.6).

Tabella 5.6 - Valori dei rapporti contrasto-rumore, come espressione della rilevabilità di diversi materiali inquinanti, attraverso tecnologie a raggi X ad assorbimento, a contrasto di fase e in campo scuro derivanti da un test ispettivo effettuato su sette campioni alimentari di diversa composizione (Einarsdóttir, 2016).

	Vetro	Gomma	Metallo	Pietra	Plastica dura	Plastica morbida	Insetto	Legno
Assorbimento	39.94	13.38	62.65	64.27	10.12	4.24	5.85	6.02
Contrasto di fase	4.52	1.60	8.39	4.76	1.45	1.46	1.43	7.01
Campo oscuro	10.67	11.44	22.39	39.29	17.76	25.91	19.58	49.88

Con l'idea di riunire in un'unica soluzione i differenti contributi degli approcci ad assorbimento, a contrasto di fase e in campo scuro, sono stati avanzati nuovi schemi di rilevamento: le recenti tecnologie a raggi X multi-contrasto producono tre differenti immagini digitali, sfruttando il segnale elettrico generato da variazioni di assorbimento, di rifrazione e di diffusione dei raggi X, consentendo così una miglior rilevabilità di diversi tipi di contaminati. La Tabella 5.7 mostra come, in assenza di filtraggio dei dati, un dispositivo multi-contrasto (che in tabella prende il nome di "Modello 4") si sia dimostrato maggiormente performante rispetto alle convenzionali tecnologie ad assorbimento ("Modello 1" in tabella): per tutti gli alimenti ispezionati l'approccio multi-contrasto ha restituito migliori risultati in termini di sensibilità, specificità e accuratezza (si rimanda alle Equazioni 5.7, 5.8 e 5.8 per le relative espressioni matematiche), con valori medi rispettivamente di 87,4%, 93,8% e 93,0%, rispetto a quelli relativi al metodo ad assorbimento (rispettivamente 65,5%, 83,6% e 81,7%). In tabella compaiono anche i risultati ottenuti attraverso l'aggiunta di metodi di analisi sulla trama, o *texture*, dell'immagine all'analisi sull'intensità multi-contrasto ("Modello 5" in tabella): la sensibilità risulta ulteriormente migliorata, con un valore medio che sale a 88,9%, a scapito però degli indici di specificità e accuratezza che scendono rispettivamente a 92,7% e 92,3%.

$\text{Sensibilità} = \frac{TP}{TP + FN}$	(Equazione 5.7)	con TP: veri positivi
$\text{Specificità} = \frac{TN}{FP + TN}$	(Equazione 5.8)	TN: veri negativi
$\text{Accuratezza} = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FN}$	(Equazione 5.9)	FP: falsi positivi FN: falsi negativi

A seguito dell'operazione di filtraggio dei dati, che mira a ridurre i casi di falsi positivi, effettuata a seguito dell'individuazione della soglia ottima (si rimanda al Paragrafo 2.7 del Capitolo 2), gli innovativi sistemi a raggi X multi-contrasto restituiscono esiti abbastanza soddisfacenti: l'esempio in Tabella 5.8 mostra come otto diversi corpi estranei, di tre gradi di dimensioni, inseriti all'interno di sette diversi prodotti alimentari siano stati quasi tutti identificati. Tuttavia, la difficoltà di rilevamento di alcuni materiali inquinanti come legno, plastica dura, gomma e insetti all'interno di sostanze dalla composizione complessa ed eterogenea, come pane di segale e carne tritata, permane; si possono infatti notare in Tabella 5.8 tre casi di fallimento del sistema in corrispondenza di queste casistiche.

Tabella 5.7 - Esiti di un test di qualità effettuato con differenti sistemi a raggi X (Modelli 1, 2 e 3) su campioni di sette sostanze alimentari (Einarsdóttir, 2016). I dati riportati fanno riferimento alla numerosità di pixel dell'immagine nei quali giustamente è stato identificato un contaminante (TP) o giustamente non è stata identificata alcuna anomalia (TN), dei falsi positivi (FP) e dei falsi negativi (FN). A partire da questi sono stati calcolati gli indici di sensibilità, specificità e accuratezza dei tre modelli ispettivi sui differenti alimenti esaminati.

Modello 1: sistema a raggi X ad assorbimento;

Modello 4: sistema a raggi X multi-contrasto (ad assorbimento, a contrasto di fase e in campo scuro);

Modello 5: sistema a raggi X multivariato con aggiunta di analisi sulla texture dell'immagine.

Food product	Model	TP	FP	TN	FN	Sensitivity	Specificity	Accuracy
Cheese	Model 1	7062	3260	30,620	1260	84.9%	90.4%	89.3%
	Model 4	7832	534	33,346	514	93.8%	98.4%	97.5%
	Model 5	8004	1387	32,495	330	96.0%	95.9%	95.9%
Salami	Model 1	5008	5716	33,877	2292	68.6%	85.6%	82.9%
	Model 4	6515	1795	37,831	752	89.7%	95.5%	94.6%
	Model 5	6850	2231	37,353	459	93.7%	94.4%	94.3%
Rye bread	Model 1	1762	7365	40,456	1102	61.5%	84.6%	83.3%
	Model 4	2312	4506	43,342	527	81.4%	90.6%	90.1%
	Model 5	2270	4127	43,698	591	79.3%	91.4%	90.7%
Wheat bread	Model 1	6720	4595	29,833	2194	75.4%	86.7%	84.3%
	Model 4	7017	4279	30,149	1897	78.7%	87.6%	85.8%
	Model 5	7245	3483	30,944	1669	81.3%	89.9%	88.1%
Minced meat	Model 1	1880	9299	32,385	1544	54.9%	77.7%	76.0%
	Model 4	2890	3488	38,227	502	85.2%	91.6%	91.2%
	Model 5	2874	5400	36,288	546	84.0%	87.0%	86.8%
Steak	Model 1	2788	6756	36,678	1454	65.7%	84.4%	82.8%
	Model 4	3941	1365	42,080	290	93.1%	96.9%	96.5%
	Model 5	3986	2181	41,264	245	94.2%	95.0%	94.9%
Turkey	Model 1	1796	9593	30,424	1998	47.3%	76.0%	73.5%
	Model 4	3417	1592	38,424	378	90.0%	96.0%	95.5%
	Model 5	3555	1734	38,282	240	93.7%	95.7%	95.5%

Tabella 5.8 - Percentuale di area rilevata, con un dispositivo a raggi X multi-contrasto, di otto diversi corpi estranei, con tre gradi di dimensionamento, inseriti all'interno di sette sostanze alimentari (Einarsdóttir, 2016). Tutti i corpi estranei sono stati riconosciuti, almeno parzialmente nella loro estensione, ad eccezione del legno di taglia 3 all'interno della carne macinata, della plastica dura di taglia 2 nel pane di segale, della gomma di taglia 3 all'interno della carne macinata e del pane di segale, dell'insetto di taglia 1 nella plastica dura, e dell'insetto di taglia 1 nel pane di segale

	Cheese			Salami			Turkey			Rump steak		
	Size 1	Size 2	Size 3	Size 1	Size 2	Size 3	Size 1	Size 2	Size 3	Size 1	Size 2	Size 3
Wood	100	100	99.8	100	100	100	100	100	100	100	100	82.2
Glass	100	100	100	100	100	99.5	100	100	92.7	96.8	95.6	69.8
Hard plastic	100	65.4	72.8	100	97.3	45.3	100	5.2	11.7	99.9	7.6	3.2
Soft plastic	100	95.7	97.9	100	95.6	98.6	99.1	99.8	97.5	99.9	85.8	92.7
Rubber	100	100	87.1	100	83.7	91.3	98.2	35.6	21.8	97.3	9.9	6.9
Stones	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Metal	100	96.1	100	100	93.5	100	100	64.9	100	100	75.7	100
Insects	98.3	28.2	100	91.7	24.3	100	96.5	98	100	94.6	11.2	98.5
	Minced meat			Wheat bread			Rye bread					
	Size 1	Size 2	Size 3	Size 1	Size 2	Size 3	Size 1	Size 2	Size 3			
Wood	100	100	-	100	100	99.8	92.6	92.7	6.3			
Glass	84.9	44.0	49.5	100	100	100	99.7	96.4	99.2			
Hard plastic	81.1	11.6	0.1	100	79.2	74.1	44.4	-	1.1			
Soft plastic	96.9	55.0	91.2	100	33.4	12.5	3.23	0.1	2.8			
Rubber	46.9	11.9	-	100	100	99.2	30.3	19.5	-			
Stones	100	99.9	100	100	100	100	100	100	100			
Metal	100	50.8	100	100	98.4	100	100	2.1	100			
Insects	45.3	6.6	29.5	100	11.8	72.9	-	1.6	9.4			

5.4. Una proposta per l'ispezione di materiale sfuso attraverso l'analisi dell'iniezione di flusso, l'utilizzo di reagenti chimici e sistemi visivi o spettrofotometri UV

Quanto già esposto al Capitolo 3 circa la criticità nell'identificazione e tracciamento di materiale sfuso sottoforma di flusso, ha analoga valenza anche per l'ispezione della loro qualità. Le industrie che maggiormente sono tenute a fronteggiare queste difficoltà sono quelle operanti appunto nei settori alimentare, farmaceutico e cosmetico, in quanto solite trattare sostanze fluide o granulari, difficilmente discretizzabili.

Un esempio attinente la validazione delle proprietà attese per l'olio di oliva è stato proposto da Alberto Bonastre (*et al.*) in un articolo pubblicato nel 2003. In accordo a quanto esposto in tale caso studio, le prerogative di qualità dell'olio vengono messe in luce attraverso il suo trattamento con specifici reagenti, scelti *ad hoc* per la marcatura della proprietà desiderata. Si suggerisce dunque di effettuare un'indagine preliminare di quali siano le caratteristiche fisiche e chimiche rilevanti al fine di garantire l'assenza di eventuali contaminazioni, la sicurezza del consumatore e infine esaltare e mantenere inalterati gusto e aroma; la scelta dei marcatori da utilizzare sarà conseguenziale ai parametri di qualità così stabiliti.

L'operazione di miscelamento tra la sostanza da ispezionare, in questo caso specifico l'olio di oliva, e il solvente appositamente selezionato dà origine ad una reazione chimica che si palesa in un più o meno evidente cambiamento di colore; tale gradazione cromatica determina infine l'esito dell'analisi eseguita da parte di un rilevatore ottico, ad esempio uno spettrometro UV.

Ovviamente tale trattamento preclude, per la porzione di sostanza testata, la rispondenza ai requisiti necessari alla sua immissione in commercio; si tratta dunque di un controllo di tipo distruttivo, che implica lo scarto del campione indagato. Per questo motivo, il metodo scelto da Alberto Bonastre per minimizzare il prodotto sprecato in occasione di ogni procedura ispettiva è la FIA (*Flow Injection Analysis*). Si tratta di una tecnica utilizzata al fine di effettuare analisi sulla composizione chimica di materiali sfusi e vettori liquidi. Tale procedura, siccome computerizzabile, riesce a beneficiare del supporto dato dal digitale e dall'automazione, traendo notevoli vantaggi in termini di tempo, sprechi, costi, rispetto al prelievo campionario manuale di un liquido tramite provette e *becher* da laboratorio. Tale tecnica, infatti, necessita di un campione notevolmente ridotto, rispetto a quanto richiesto dai processi manuali, per l'esecuzione del *test* di qualità.

La validità delle procedure FIA per l'ispezione di materiali di flusso è stata confermata effettuando un test di ipotesi tra coppie di misure ottenute, per il medesimo campione, con il metodo FIA e con i più tradizionali metodi batch: la differenza tra tali osservazioni si è rivelata statisticamente non significativa. Infatti il *p-value*, relativo ad un livello di confidenza del 95% e

Il sistema integrato suggerito in questa casistica di *quality control* gode di un alto grado di automazione. Esso è articolato in tante opzioni di percorso quante sono le diverse variabili di qualità della sostanza che si desidera ispezionare (tre nell'esempio trattato da Alberto Bonastre). Con cadenza regolare, una pompa peristatica preleva un piccolo quantitativo di liquido, che viene ripartito nelle differenti diramazioni. L'avanzamento o meno della frazione campionaria lungo ognuno dei tubi è determinato dallo stato di alcune elettrovalvole. Ogniqualevolta il sistema ravvisa l'esigenza di testare la sussistenza di un determinato requisito di qualità, la valvola posizionata in corrispondenza del braccio ad esso dedicato si apre, promuovendo il passaggio del fluido; in caso contrario quest'ultimo verrà rinvio indietro, scongiurando la contaminazione legata al suo miscelamento con il marcante chimico.

Una volta ammesso l'avanzamento del flusso campionario da parte di una delle valvole, ulteriori elettrovalvole realizzano l'immissione della sostanza reagente al suo interno. La destinazione ultima di ognuno dei rami che costituiscono il sistema è la cella spettrofotometrica, all'interno della quale avviene l'osservazione e la misura del parametro di qualità che si desidera testare.

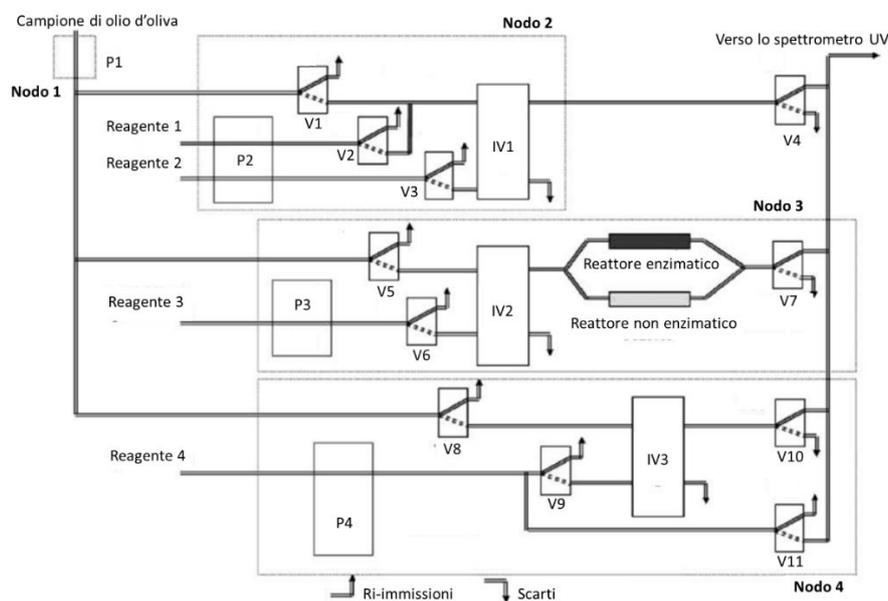


Figura 5.13 - Rappresentazione del framework per il controllo della qualità dell'olio proposto da Alberto Bonastre (2003)

P: pompe peristatiche,
V: elettrovalvole,
IV: valvole ad iniezione

Oltre a questa complessa struttura, nel suo rapporto Alberto Bonastre designa anche una modalità di automazione del suo funzionamento basata su logiche di *Artificial Intelligence*, motivo per il quale la sua illustrazione è rinviata al Capitolo 7 dedicato a questo tema. Vedremo come il sistema esperto utilizzato sia capace di riconoscere in totale autonomia le circostanze che raccomandano una determinata analisi, subentrando così all'uomo nelle operazioni di apertura della valvola di competenza.

5.5. Una soluzione integrata di sensori passivi e tag RFID per la tracciabilità e l'assicurazione della qualità degli alimenti lungo tutta la *supply chain*

Il ricorso ad un'infrastruttura integrata per la tracciabilità e la garanzia della qualità del prodotto, ha assunto sempre maggior importanza in tutti i settori industriali; in particolar modo è diventato un prerequisito sostanziale nel settore alimentare, così come in quello farmaceutico e della cosmesi. In questi contesti, le proprietà delle sostanze che costituiscono l'oggetto di vendita possono mutare con gran facilità, anche nell'arco di brevi interstizi temporali. È quindi fondamentale verificare l'assenza di alterazioni dei parametri di qualità del prodotto, diligentemente prefissati, lungo tutta la catena del valore. Un controllo continuo dei fattori di qualità, e quindi un immediato riconoscimento dello stato di deterioramento del cibo, innesca l'immediata espulsione di alimenti scaduti o contaminati, scongiurando dannose somministrazioni al cliente finale.

Un accurato sistema per il tracciamento dei prodotti, seppur essenziale per la verifica della provenienza di questi ultimi e in qualità di supporto informativo, non basta. Abbiamo già detto infatti che le competenze di memorizzazione proprie delle tecnologie di identificazione, come codici e *tag* RFID, sono limitate ai soli dati statici; esse da sole non danno alcun contributo alla conoscenza dello stato di qualità reale del prodotto e della sua evoluzione, se non quello di fornire gli *standard* e le tolleranze utili all'attività di controllo.

Il passaggio da una visione "tracciabilità-centrica" della catena del valore ad una basata sul continuo monitoraggio della qualità del bene trova concretezza nell'unione tra tecnologie di identificazione e tecnologie di ispezione. Il successo del connubio tra questi due elementi nell'ambito del *quality control*, a cui si è già accennato nel Capitolo 3, verrà maggiormente delucidato in questo paragrafo attraverso l'esposizione di uno specifico esempio. Il caso applicativo illustrato nella relazione di Saranraj Karuppuswami (*et al.*), pubblicata nel 2020, prevede l'integrazione di plurimi sensori "senza contatto" all'interno di uno stesso *tag* RFID. Questo piccolo complesso, applicato sul singolo *package* contenente l'alimento, supporta il suo tracciamento e al tempo stesso l'ispezione della sua qualità lungo tutto il tragitto successivo al suo confezionamento, fino al suo recapito al consumatore finale. È infatti sufficiente l'utilizzo di un lettore a radiofrequenza per verificare la conformità dell'alimento agli *standard* ogniqualvolta lo si desidera.

I requisiti di qualità possono avere varia natura; la loro funzione è quella di salvaguardare la salute del consumatore, e in secondo luogo la loro esperienza sensoriale, attraverso il monitoraggio di indicatori chimici, fisici, meccanici, elettrici, microbiologici o ambientali. La misurazione di dimensioni quali pH, temperatura e pressione dell'alimento stesso o del volatile racchiuso all'interno della confezione, è quindi affidata a differenti tecnologie di rilevamento.

La scelta di incorporare in uno stesso *tag* più sensori, ognuno dei quali specializzato nella misurazione di un determinato fattore di qualità, consente l'immediata associazione delle diverse informazioni ispettive allo stesso *package* di competenza. I valori di tutti gli indicatori, infatti, contribuiscono alla formulazione dell'indice di *performance* complessivo del pacchetto alimentare, da cui dipenderà l'esito ultimo del *test*.

In aggiunta, la concentrazione delle funzionalità di identificazione e di quelle di ispezione all'interno di un unico *chip* dà origine ad un consistente risparmio di energia, che può essere sfruttata per incrementare il raggio di rilevamento del sensore. Concorre al perseguimento di quest'obiettivo anche la scelta un *tag* RFID a bassa frequenza e di un circuito di modulazione a bassa potenza, per ridurre al minimo il consumo energetico durante la digitalizzazione di dati.

L'applicazione di una batteria su ciascuna delle confezioni alimentari, tale da mantenere costantemente attivi i sensori integrati nel *tag*, risulterebbe decisamente antieconomico; senza considerare il maggior ingombro del *chip* che ne deriverebbe. Elementi di rilevamento di natura passiva, il cui funzionamento è vincolato dalla presenza di un alimentatore esterno, si prestano maggiormente ad una produzione su larga scala; si tratta infatti di soluzioni a basso costo e a vita utile molto lunga che contribuiscono in maniera significativa ad una maggior visibilità lungo tutta la filiera.

La complessa collaborazione tra differenti elementi, condensati all'interno di un *chip* di esigue dimensioni, innesca un funzionamento altamente automatizzato. Una piccola antenna, posizionata sulla faccia *front-end* del circuito di modulazione, accumula l'energia trasmessa dal lettore RFID attraverso un segnale a radiofrequenza. La potenza così immagazzinata viene utilizzata per azionare i sensori; le informazioni di qualità generate *real-time* da questi ultimi passano quindi al lato *back-end* del circuito dove vengono processati da un microcontrollore e configurati in formato digitale. Sempre grazie allo stimolo RF generato dal dispositivo di interrogazione, avviene il trasferimento e l'archiviazione della serie di *bit* relativa al controllo sensoriale e di quella d'identificazione ad un *server* remoto. Il *cloud storage* viene scelto per una maggior sicurezza del sistema di gestione della qualità. Anche nel caso ipotetico in cui lo spazio di memoria offerto dal *tag* RFID fosse sufficiente a incorporare tutti i dati dinamici di qualità, basarsi sulla sola registrazione su etichetta elettronica sarebbe poco prudente; il rischio di usura fisica tale da danneggiarne il contenuto è infatti alto.

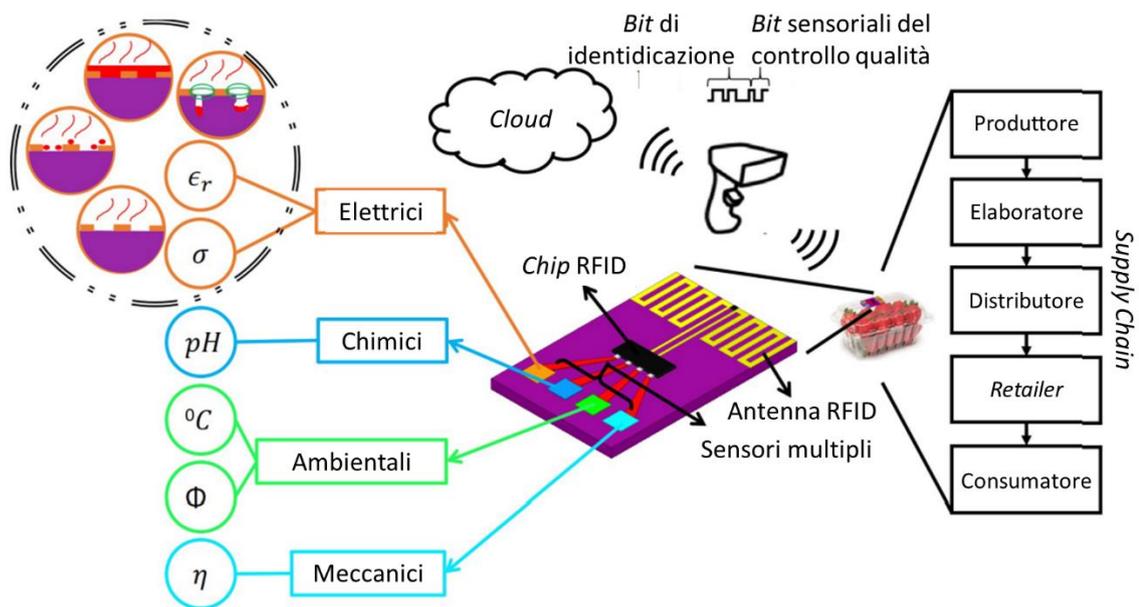


Figura 5.14 - Struttura integrata proposta da Saranraj Karuppuswami (2020) per il tracciamento e il controllo della qualità degli alimenti confezionati lungo tutta la Supply Chain

6. ISPEZIONE E CONTROLLO NELL'INDUSTRIA MANIFATTURIERA

Il controllo qualità nel mondo manifatturiero consiste principalmente nel misurare le proprietà geometriche e superficiali di oggetti discreti e nell'asserire l'effettiva presenza di parti e di componenti all'interno di un più complesso assemblato.

I progressi della digitalizzazione offrono oggi numerose opportunità per le imprese operanti in questo settore. Grandi sono infatti i miglioramenti in termini di precisione e riduzione dell'errore umano che sono stati riconosciuti a tecnologie come macchine di misurazione a coordinate e sistemi ottici di visione rispetto ai tradizionali strumenti metrologici. Se l'accertamento visivo della presenza dei pezzi costitutivi di un assemblato non è mai stato un problema, la loro ispezione dimensionale in modalità manuale presenta numerose criticità. Le funzionalità messe a disposizione da micrometri e misuratori di altezza spesso non sono sufficienti a validare tutte le proprietà geometriche che descrivono prodotti complessi, e anche laddove la misurazione è invece possibile restituiscono risultati approssimativi. A questi limiti si vanno a sommare le inefficienze legate all'elevato fattore umano, come l'impiego di tempo, di manodopera, la soggettività di valutazione e l'alta probabilità di errore. L'insieme di tutti questi motivi ha fatto sì che l'impiego del digitale nell'ambito dei processi manifatturieri diventasse quasi imprescindibile.

Va tuttavia detto che, nonostante il digitale abbia già conquistato un peso più che significativo, ancora relativamente basso è l'effettivo grado di automatizzazione delle procedure di *quality control* nelle odierne produzioni di assemblati complessi. I processi di lavorazione propri delle industrie alimentare e farmaceutica godono di una maggior stabilità e richiedono sporadiche riconfigurazioni, ripetendosi uguali a se stessi per lunghi periodi temporali; basti pensare al processamento di cibi e bevande. Conseguentemente essi si prestano meglio ad un'elevata automazione, basata su una preliminare specifica e digitalizzazione di vincoli e regole tali da guidare i macchinari nell'esecuzione delle procedure ispettive. Al contrario, il settore manifatturiero deve fronteggiare una domanda a più alto grado di aleatorietà, spesso profondamente personalizzata e individuale. La standardizzazione digitale delle procedure ispettive, estremamente impegnativa dato l'alto grado di complessità dei prodotti, dovrebbe essere riformulata frequentemente. Per questi motivi la componente umana ha ancora oggi un peso rilevante nei processi ispettivi in ambito manifatturiero. Ciononostante, diverse sono le sperimentazioni incentrate sulla ricerca di una quasi totale automazione; esse si appoggiano su sistemi RFID, prodotti "intelligenti" e soluzioni di *Artificial Intelligence* (Capitolo 7) per il raggiungimento di un controllo altamente decentralizzato.

6.1. Macchine di misura a coordinate

Fin dai primi anni '60, le macchine a misura a coordinate (CMM) costituiscono un'alternativa indubbiamente preferibile a micrometri, calibri e altri misuratori manuali per il controllo dimensionale e geometrico di componenti e assemblati. Si tratta di dispositivi dotati di una particolare sonda, movimentata per mezzo di un *computer* a controllo numerico su un tragitto lineare "a zig-zag". Questa sonda utilizza un sistema di rilevamento per identificare le coordinate spaziali di singoli punti sulle superfici degli oggetti: viene emessa una coppia di coordinate di comando (x,y) , (y,z) o (x,z) e la coordinata mancante viene identificata al momento del contatto col pezzo. L'adempimento alle tolleranze dimensionali prestabilite viene convalidato attraverso un confronto tra le coordinate rilevate sulla superficie del prodotto reale e quelle di un modello matematico in ambiente CAD, generato virtualmente in perfetta conformità al progetto originale. Siccome le CMM eseguono misurazioni di tipo discreto, i punti di ispezione devono essere scelti in modo da esplicitare nel migliore dei modi la proprietà geometrica che si intende testare. La valorizzazione della divergenza tra la superficie fisica del manufatto e quella ideale dell'archetipo 3D passa attraverso il confronto tra punti: si assume ad esempio come distanza tra le due superfici quella misurata tra una coppia di punti, ragionevolmente scelti.

Oltre che per procedure di *quality control* di tipo geometrico e dimensionale, le CMM possono anche essere impiegate per la creazione stessa della copia digitale di pezzi dalle forme irregolari o non note, attraverso *reverse engineering*.



Figura 6.1 - Macchina di misura a coordinate

La modalità di rilevamento della sonda è di tipo tattile: il tastatore identifica le coordinate spaziali nel momento in cui tocca la superficie dell'oggetto. Esistono anche CMM ottiche che, non implicando un vero e proprio contatto con il materiale, si prestano ad un'accurata misura anche di superfici morbide; tuttavia, anche queste richiedono che il manufatto sia fermo durante

l'ispezione, di modo che il braccio di misurazione possa muoversi con spostamenti punto-punto intorno ad esso.

Inoltre, come precedentemente accennato, la necessità di trasferire manualmente il pezzo sul piano di misurazione della CMM rallenta ulteriormente il processo. In principio era richiesta una particolare cura da parte dell'operatore nel posizionare l'oggetto parallelamente agli assi di riferimento della CMM. Oggi l'allineamento è eseguito in modo automatico e con maggior precisione da appositi *software* in grado di ruotare virtualmente il componente in modo che il suo sistema di coordinate e quello della macchina coincidano (Figura 6.2). L'*effort* e il peso del fattore umano può essere infine mitigato attraverso l'utilizzo di CMM con braccio portatile, in grado di effettuare la misurazione direttamente nell'ambiente di produzione, senza che il prodotto debba essere spostato e posizionato sull'apposito piano.

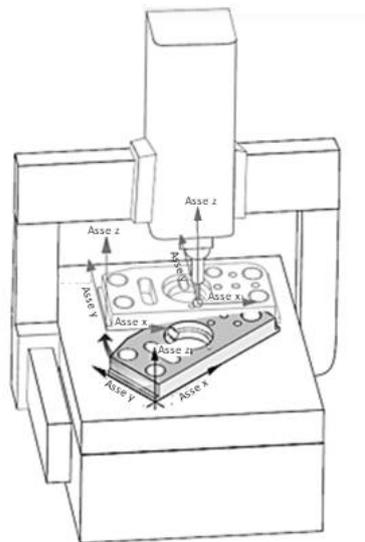


Figura 6.2 - Allineamento automatico tra i sistemi di coordinate della CMM e del pezzo tramite rotazione virtuale di quest'ultimo

Per ispezionare assemblati complessi occorre scomporli idealmente in forme geometriche *standard*, facilmente riconoscibili da *software* CAD. Questa operazione di decomposizione e la messa a punto di un piano di ispezione per la parametrizzazione della CMM vengono solitamente affidate all'esperienza di un ingegnere. Tuttavia, non mancano in letteratura dettagliate relazioni la cui realizzazione consentirebbe la completa automazione del processo di riconfigurazione, generato *ad hoc* per ogni singolo manufatto. Si rimanda al Sottoparagrafo 7.1.2 del Capitolo 7 l'esposizione di due modelli di pianificazione ispettiva intelligente per CMM, basati su sistemi esperti.

In un ambiente CAD, oltre al semplice punto a tre coordinate, possono essere rappresentate forme geometriche come linee, cerchi, rettangoli, piani, sfere, coni o cilindri; è inoltre possibile esplicitare proprietà geometriche tra punti o forme quali linearità, planarità, circolarità,

concentricità, perpendicolarità, parallelismo, cilindricità e appartenenza ad un profilo, con i rispettivi limiti di tolleranza.

Ma come sono definite le tolleranze in un ambiente virtuale? Esse si palesano in spazi bidimensionali o volumetrici che si estendono attorno alla geometria ideale, perfettamente coerente al *design* del prodotto (Figura 6.3). Ad esempio la tolleranza della condizione di circolarità, in base alla quale i punti ispezionati si posizionano sulla linea perimetrale di un cerchio, è definita dall'area circoscritta a due circonferenze concentriche. Invece la tolleranza per la proprietà di planarità, che prevede la giacenza dei punti della superficie dell'oggetto sullo stesso piano, è esplicitata dalla zona tridimensionale compresa tra due piani paralleli. Il mancato adempimento ad un requisito dimensionale/geometrico risulta dal rilevamento sulla superficie dell'oggetto di un punto non appartenente alla zona di tolleranza.

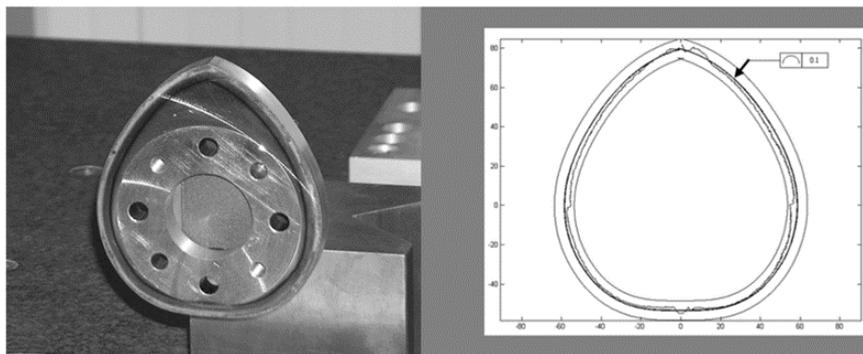


Figura 6.3 - Esempio in cui il profilo reale misurato sulla superficie dell'oggetto cade all'interno della zona di tolleranza corrispondente a $(+0.1, -0.1)$ dal suo profilo di design

Siccome le CMM sono in grado di operare in modalità discreta su singoli punti, forniscono risultati complessivamente approssimati. Consideriamo ad esempio il caso rappresentato in Figura 6.4: nonostante il profilo reale si discosti in maniera evidente dal modello di *design*, agli occhi della CMM questi appariranno coincidenti. Questo dimostra che i tre punti di misurazione scelti in questo caso non sono sufficienti a validare efficacemente le proprietà geometriche del profilo dell'oggetto. L'affidabilità dell'esito ispettivo cresce all'aumentare della quantità di punti misurati sul pezzo, a spese però di un maggior impiego di tempo. Prima di ogni cosa, occorre quindi determinare una numerosità campionaria sufficiente a restituire valutazioni soddisfacenti senza rallentare eccessivamente il processo produttivo. Una volta stabilito complessivamente il numero di punti di misurazione per l'assemblato, essi andranno opportunamente ripartiti tra i diversi componenti geometrici di cui è costituito.

La traduzione della strategia di campionamento in equazioni matematiche, in funzione della complessità geometrica, delle tolleranze e delle aree di estensione delle singole superfici, è essenziale per raggiungere la completa automazione delle procedure di ispezione dimensionale in un ambiente *computer-integrated*.



Figura 6.4 - Discrepanza tra profilo reale e profilo di design dell'oggetto che sfugge al controllo discreto effettuato da una CMM su soli tre punti di misurazione

La definizione del numero di punti di rilevamento, per l'assemblato complessivo e poi per ogni suo elemento costituente, ovviamente non basta: occorre infatti collocarli in maniera appropriata sulla superficie che si vuole controllare. Perché l'errore di stima, a parità di dimensione del campione, risulti minimizzato è importante la ricerca di una strategia di *points mapping* atta ad elevare il più possibile la dimensione che si vuole indagare.

Il limite inferiore definito da Klaus Roth è riconosciuto ufficialmente come *benchmark* a cui tendere nella messa a punto del *sampling design* (T.C. Woo, R. Liang, 1993). Ad esso corrisponde la minima discrepanza D auspicabile a livello teorico tra misure puntuali ripetute, definite in d dimensioni, dato un campione di numerosità n :

$$D \approx O(n^{-1} (\log n)^{\frac{d-1}{2}}) \quad (\text{Equazione 6.1})$$

L'approccio per definire le coordinate di comando dei punti di misurazione suggerito da G. Lee (*et al.*) in un articolo pubblicato nel 1996 si basa sull'algoritmo di Hammersley. Esso consente una riduzione in proporzione quasi quadratica dell'errore di stima rispetto ai più semplici metodi di campionamento causale e uniforme, a parità di numerosità campionaria n . Infatti, l'ordine di grandezza della discrepanza tra misurazioni derivante dalla sua applicazione si discosta dal *lower bound* di Roth per solo mezzo fattore di potenza:

$$D \approx O(n^{-1} (\log n)^{d-1}) \quad (\text{Equazione 6.2})$$

L'algoritmo di Hammersley, dato un numero di punti n precedentemente stabilito per ispezionare una certa geometria del pezzo, restituisce per ognuno di essi la generica coppia di coordinate euclidee $s \leq 1$ e $t \leq 1$. I punti così generati all'interno di una superficie quadrata *standard* di lunghezza unitaria, sono distribuiti uniformemente soltanto per quanto concerne la dimensione s (Equazione 6.3), mentre la loro ripartizione lungo l'asse t è più complessa e definita dall'equazione di Hammersley (Equazione 6.4). Le coordinate (s,t) relative all' i -esimo punto sono quindi definite come segue:

$$s_i = \frac{i}{n} \quad \text{con } 0 \leq i \leq n - 1 \quad (\text{Equazione 6.3})$$

$$t_i = \sum_{j=0}^{k-1} \left(\left\lfloor \frac{i}{2^j} \right\rfloor \text{Mod} 2 \right) \cdot 2^{-j-1} \quad \text{con } k = \lceil \log_2 n \rceil \quad (\text{Equazione 6.4})$$

dove $k = \lceil \log_2 n \rceil$ corrisponde al più piccolo intero superiore al valore $\log_2 n$, e $\left\lfloor \frac{i}{2^j} \right\rfloor$ restituisce il più grande intero inferiore a $\frac{i}{2^j}$. L'espressione $\left\lfloor \frac{i}{2^j} \right\rfloor \text{Mod} 2$, invece, dà come risultato il resto eccedente dopo aver diviso la quantità $\left\lfloor \frac{i}{2^j} \right\rfloor$ per 2.

Consideriamo ad esempio di aver precedentemente assegnato ad una determinata superficie geometrica del *workpiece* un numero di punti di ispezione n pari a 10: le coordinate euclidee (s, t) definite attraverso l'algoritmo di Hammersley saranno: (0/10; 0/16), (1/10; 8/16), (2/10; 4/16), (3/10; 12/16), (4/10; 2/16), (5/10; 10/16), (6/10; 6/16), (7/10; 14/16), (8/10; 1/16) e (9/10; 9/16) (Figura 6.5).

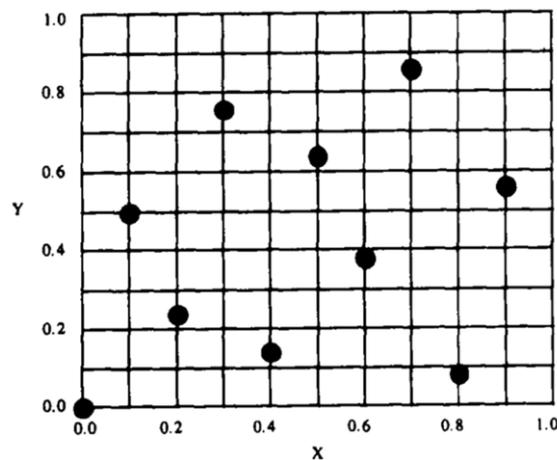


Figura 6.5 - Distribuzione su un'area quadrata standard di dimensione unitaria di 10 punti di campionamento secondo l'algoritmo di Hammersley

Le coordinate dei punti di Hammersley possono essere calcolate e successivamente dispensate alla CMM in qualità di parametri in *input*. Tuttavia, questo approccio si presta perfettamente anche ad un maggior grado di automazione e flessibilità configurativa, che approfondiremo al Sottoparagrafo 7.1.2 del Capitolo 7. Infatti, le espressioni definite da Hammersley standardizzano e regolano matematicamente una procedura di *points mapping* facilmente adattabile ad una gran varietà di forme geometriche. Nel caso di superfici rettangolari, sarà sufficiente moltiplicare le coordinate euclidee normalizzate (ottenute attraverso le Equazioni 6.3 e 6.4) per le rispettive lunghezze del rettangolo. La localizzazione dei punti su superfici circolari, coniche o emisferiche, invece, presuppone la trasformazione delle coordinate euclidee di Hammersley in coordinate polari (raggio e angolo di rotazione), a cui si aggiunge un'eventuale terza dimensione, l'altezza; esse sono rispettivamente indicate con r , θ e h .

G. Lee nel suo articolo sottolinea l'esistenza di due metodi per convertire le coordinate euclidee in polari. Il primo implica il posizionamento di uno degli n punti di misurazione in corrispondenza

dell'origine del sistema di riferimento a coordinate polari (identificato dal punto centrale del cerchio, o dall'apice del cono o dell'emisfero). Questo metodo viene consuetamente adottato in caso di superfici con spigoli disomogenei, che presentano sbavature, e laddove la precisione in corrispondenza dei bordi della figura non è un requisito di qualità ad alta priorità. Tutti i punti di ispezione che ne derivano, infatti, si localizzano internamente alla figura, di modo da elevare al meglio eventuali concavità, convessità, o proprietà di planarità del profilo.

Al contrario, il secondo metodo si focalizza specificatamente sulle zone di raccordo tra le forme geometriche di cui è composto l'assemblato, e si presta all'analisi di superfici con bordature omogenee. Esso richiede la specifica allocazione di uno dei punti di misurazione sul bordo della superficie; gli altri saranno posizionati internamente alla figura, ma comunque in prossimità del bordo.

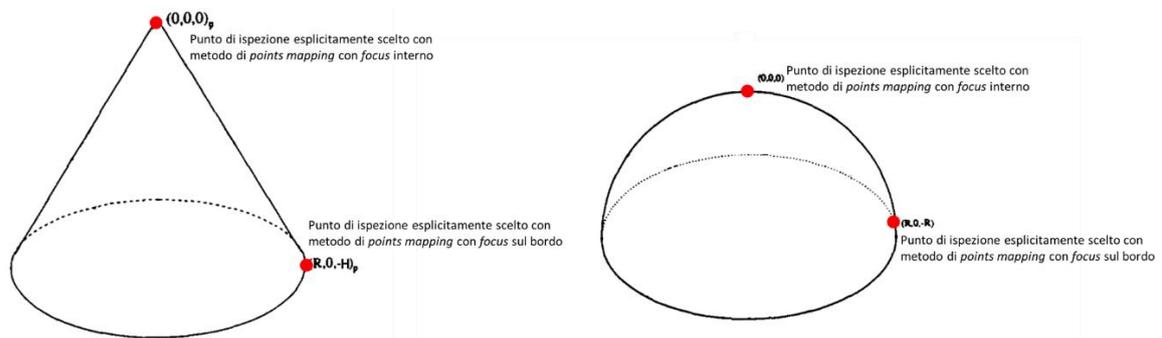


Figura 6.6 - Locazione dei punti ispettivi esplicitamente scelti nel caso di metodo di points mapping con focus interno e con focus sul bordo di una superficie conica (sulla sinistra) ed emisferica (sulla destra)

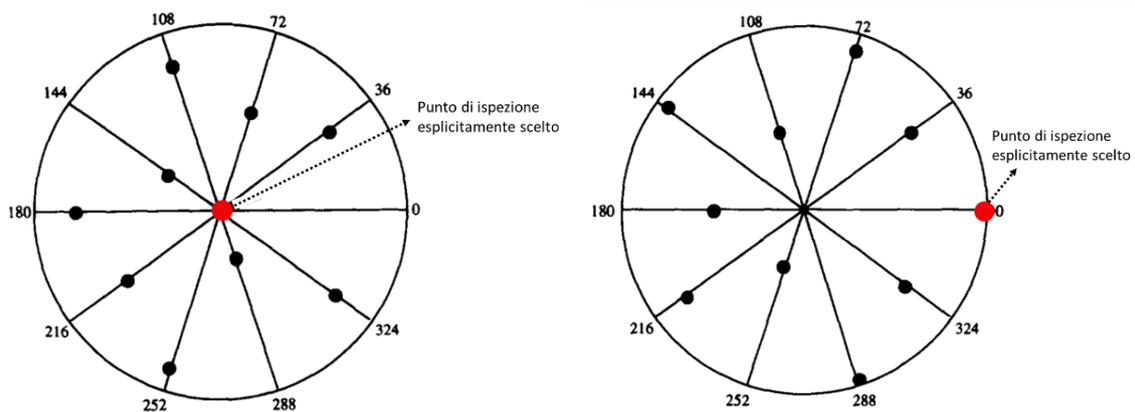


Figura 6.7 - Distribuzione di 10 punti di Hammersley su una superficie circolare attraverso metodo di points mapping con focus interno alla superficie (sulla sinistra) e con focus sul bordo della superficie (sulla destra)

Il punto ispettivo di esplicita collocazione al centro o sul bordo della figura geometrica, e le equazioni atte al passaggio da coordinate euclidee a coordinate polari per i restanti punti di campionamento, sono riportate nella tabella sottostante per le due diverse metodologie e per tre differenti superfici (circolare, conica ed emisferica).

Tabella 6.1 - Coordinate dei punti ispettivi esplicitamente scelti in accordo alle due diverse metodologie di points mapping, con focus interno ed esterno alla superficie, e equazioni per convertire le coordinate euclidee dei rimanenti punti ispettivi definiti attraverso l'algoritmo di Hammersley in coordinate polari nel caso di superfici circolari, coniche e emisferiche

	Dominio in coordinate polari	Metodo di points mapping	Coordinate polari del punto di ispezione esplicitamente scelto	Conversione delle coordinate euclidee in coordinate polari
Superficie circolare	$0 \leq r \leq R$ $0^\circ \leq \theta \leq 360^\circ$ dove: R = raggio del cerchio	Con <i>focus</i> interno alla superficie	$(0,0)_p$	$r_i = R \cdot \sqrt{t_i}$ $\theta_i = 360^\circ \cdot s_i$
		Con <i>focus</i> sul bordo della superficie	$(R,0)_p$	$r_i = R \cdot \sqrt{1-t_i}$ $\theta_i = 360^\circ \cdot s_i$
Superficie conica	$0 \leq r \leq R$ $0^\circ \leq \theta \leq 360^\circ$ $-H \leq h \leq 0$ dove: R = raggio della base circolare; H = altezza del cono	Con <i>focus</i> interno alla superficie	$(0,0,0)_p$	$r_i = R \cdot \sqrt{t_i}$ $\theta_i = 360^\circ \cdot s_i$ $h_i = -H \cdot s_i$
		Con <i>focus</i> sul bordo della superficie	$(R,0,-H)_p$	$r_i = R \cdot \sqrt{1-t_i}$ $\theta_i = 360^\circ \cdot s_i$ $h_i = -H \cdot s_i$
Superficie emisferica	$0 \leq r \leq R$ $0^\circ \leq \theta \leq 360^\circ$ $-R \leq h \leq 0$ dove: R = raggio della sfera	Con <i>focus</i> interno alla superficie	$(0,0,0)_p$	$r_i = R \cdot \sqrt{1-(1-t_i)^2}$ $\theta_i = 360^\circ \cdot s_i$ $h_i = -R \cdot t_i$
		Con <i>focus</i> sul bordo della superficie	$(R,0,-R)_p$	$r_i = R \cdot \sqrt{1-t_i^2}$ $\theta_i = 360^\circ \cdot s_i$ $h_i = -R \cdot (1-t_i)$

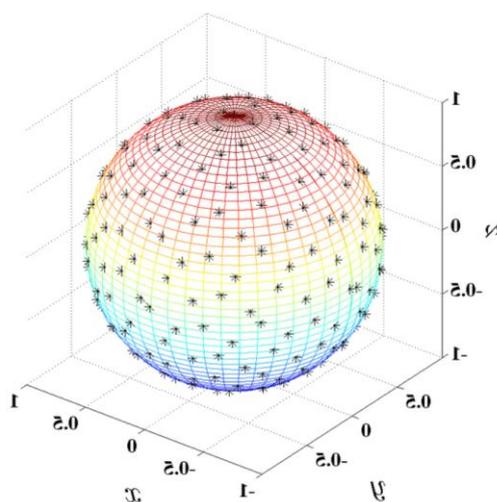


Figura 6.8 - Distribuzione dei punti di ispezione della sonda di una CMM su una superficie sferica definiti per mezzo dell'algoritmo di Hammersley e opportunamente trasformati in coordinate polari

Dopo che le localizzazioni dei punti di misurazione sono state debitamente stabilite, non resta che ordinarli all'interno di un tragitto di ispezione. Il *points fitting* dà concretezza agli spostamenti della sonda da punto a punto, attraverso la ricerca del più breve percorso vincolato alla visita di tutti i punti di misurazione. Sistemi basati sull'Intelligenza Artificiale e su *software* per la

simulazione iterativa sono in grado di sostituirsi all'uomo nell'indagine del tragitto ottimale (come verrà spiegato al Sottoparagrafo 7.1.2 del Capitolo 7).

Gli spostamenti della sonda di una macchina di misura a coordinate non avvengono con assoluta precisione, ma possono essere soggetti ad errori cinematici di rotazione o traslazione, spesso chiamati parametrici, causati da difetti meccanici del macchinario; ne consegue un posizionamento dello stilo della sonda non corrispondente al punto di misurazione nominale. Un'operazione di calibrazione delle CMM deve essere quindi eseguita periodicamente per stimare l'incertezza di misurazione del macchinario e identificare tutti i possibili errori parametrici; questi ultimi vengono quindi usati per ridurre l'errore di misurazione, facendo uso di metodi di compensazione numerica.

La movimentazione della sonda dettata dal percorso di controllo viene quindi scomposta in movimenti di traslazione e rotazione ideali; la precisione di questi ultimi può essere inficiata da 6 tipologie di piccoli comportamenti devianti della sonda, anch'essi di traslazione o rotazione. In totale gli errori parametrici sono 21, ossia 6 tipologie di errore per ciascuno dei 3 assi di riferimento della CMM (x , y e z) e 3 errori di quadratura sui piani x - y , x - z e y - z (Tabella 6.2).

Tabella 6.2 – Elenco delle 6 diverse tipologie di errori parametrici, di traslazione e rotazione, sull'asse i -esimo e degli errori di quadratura (α_{ij}) sui piani (Umetsu, 2005)

Symbol	Type of error	In the case ($i = x$)
itx	Translational error in x	Position error
ity	Translational error in y	Straightness error in y direction
itz	Translational error in z	Straightness error in z direction
irx	Rotational error in x	Roll error
iry	Rotational error in y	Pitch error
irz	Rotational error in z	Yaw error
α_{ij}	Squareness errors in ij plane ($i = x, y, j = y, z, i \neq j$)	

Normalmente ci si serve di calibri geometrici, interferometri *laser* oppure di piani a sfere o a fori per effettuare la calibrazione. Quest'ultimi sono delle piastre su cui sono presenti piccole sfere o fori di stesse dimensioni ed equidistanti. Questi strumenti di calibrazione vengono posizionati parallelamente ai tre piani del sistema di riferimento della CMM, e si eseguono misure ripetute posizionando lo stilo su ciascuna sfera o foro, in modo da derivare per ognuno di essi i 21 errori parametrici della CMM.

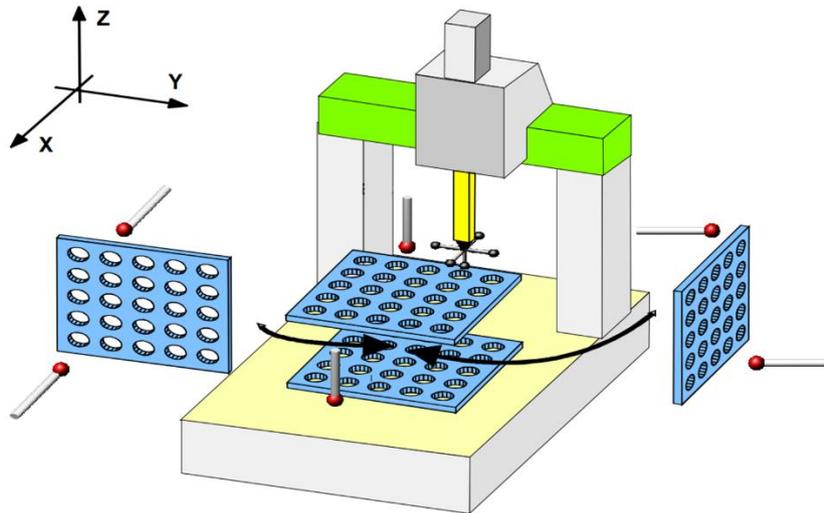


Figura 6.9 - Rappresentazione di processo di calibrazione di una CMM per mezzo di una piastra a fori (Zelený, 2000): lo strumento di calibrazione viene posizionato parallelamente ai tre piani del sistema di riferimento della CMM, e si eseguono misure ripetute muovendo lo stilo in corrispondenza di ciascun foro

Le dimensioni della piastra definiscono il volume di misurazione in cui la CMM è in grado di operare. Per la calibrazione di CMM con ampi spazi di rilevazione sono state avanzate diverse proposte: una è quella illustrata da V. Zelený e V. Stejskal (2000), che consta nell'utilizzo di un cilindro che presenta sulla superficie piccole sfere allineate movimentato da un braccio meccanico in diverse posizioni all'interno del volume di misurazione (Figura 6.10).

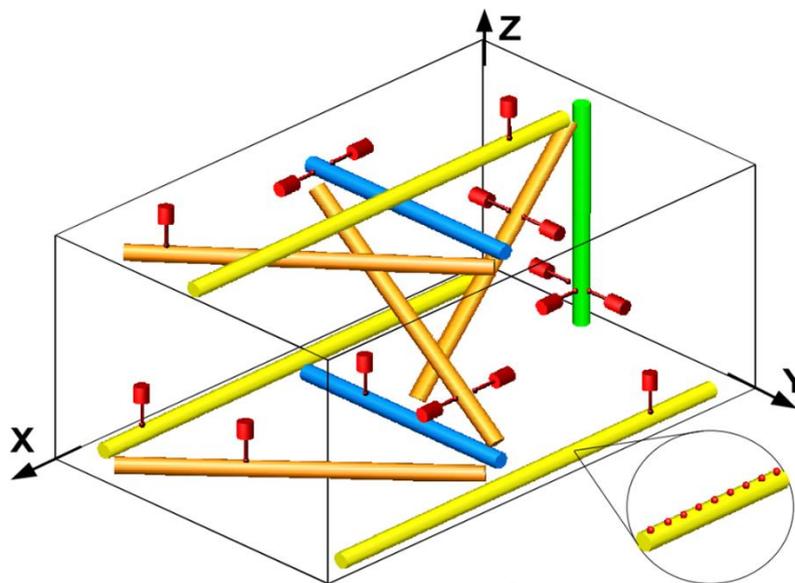


Figura 6.10 - Strumento di calibrazione di forma cilindrica che presenta sulla superficie piccole sfere allineate, movimentato da un braccio meccanico in diverse posizioni all'interno del volume di misurazione di una CMM (Zelený, 2000)

K. Umetsu (*et al.*, 2005) ha invece messo a punto un metodo che sfrutta il principio di trilaterazione per derivare le coordinate spaziali nominali tramite tracciamento *laser*; la configurazione di tale sistema risulterebbe infatti più facile da configurare, riducendo i tempi di

calibrazione rispetto agli approcci basati su interferometri *laser* o calibri geometrici. Tuttavia, la ricerca di metodologie per la riduzione dei tempi di calibrazione è ancora oggi oggetto di indagine. Al contrario dei tradizionali calibri, il metodo basato su tracciamento *laser* non comporta vincoli nella collocazione dei punti di misurazione nello spazio di lavoro della CMM; quest'ultimo inoltre può assumere un volume potenzialmente illimitato. Una maggior precisione del sistema a tracciamento *laser* rispetto ai convenzionali calibri geometrici è stata riscontrata a seguito di un suo utilizzo per la misurazione delle coordinate rispettivamente di 100, 200 e 300 punti di misurazione collocati casualmente all'interno di uno spazio di 300 mm³. Sono stati utilizzati quattro dispositivi da tracciamento *laser*, situati ai vertici di un tetraedro di dimensioni superiori a quelle dello spazio di rilevazione della CMM, come mostrato in Figura 6.11; le coordinate corrispondenti al loro posizionamento relativo, rispetto al sistema di riferimento della CMM sono elencate in Tabella 6.3. È indispensabile che i *laser-tracking* siano collocati su piani differenti e il più possibile lontani l'uno dall'altro, per mitigare fenomeni di correlazione tra parametri del sistema.

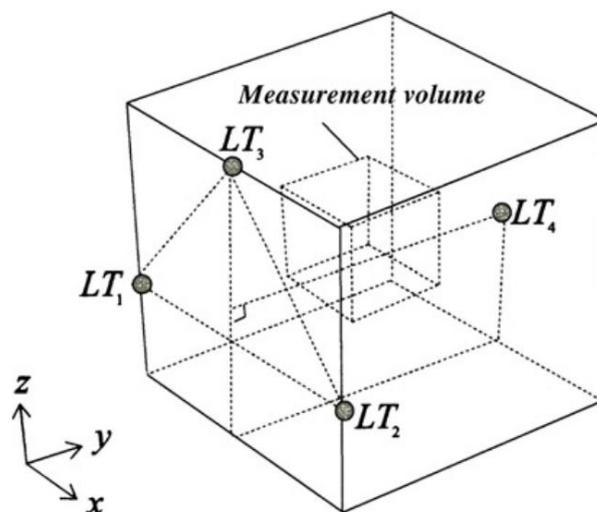


Figura 6.11 - Posizionamento di quattro laser tracker (LT) sui vertici di un tetraedro di dimensioni superiori a quelle dello spazio di rilevazione della CMM (Umetsu, 2005)

Tabella 6.3 - Coordinate spaziali dei punti di posizionamento relativi di quattro laser tracker (LT) rispetto al sistema di riferimento di una CMM (Umetsu, 2005)

Positions	x (mm)	y (mm)	z (mm)
LT ₁	0	0	0
LT ₂	a	0	0
LT ₃	$a/2$	$\sqrt{2}a/\sqrt{3}$	$a/2\sqrt{3}$
LT ₄	$a/2$	0	$\sqrt{3}a/2$

$$a = 1000 \text{ mm.}$$

Gli esiti della simulazione sono riportati in Figura 6.12: sembra non esserci alcuna relazione tra l'accuratezza delle misurazioni e il numero di punti rilevati all'interno del volume di lavoro. Inoltre, in tutti i casi (100, 200 e 300 punti di misurazione) e su tutte e tre le dimensioni (x, y e z) sia gli errori di stima che la ripetibilità si mantengono al di sotto di 1 μm , cioè al valore minimo di incertezza dei calibri geometrici esistenti.

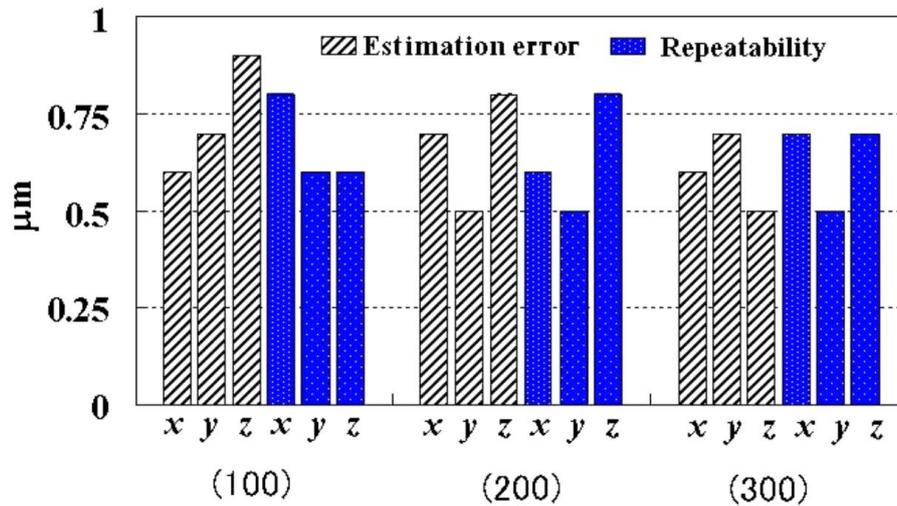


Figura 6.12 - Errori di stima (deviazione standard rispetto al numero di punti di misurazione) e ripetibilità (media tra le 10 prove ripetute per ogni punto di misurazione) relativi a tre test di rilevamento di 100, 200 e 300 punti collocati casualmente all'interno di un volume di lavoro di 300 mm^3 , tramite un sistema a quattro dispositivi di tracciamento laser posizionati sui vertici di un tetraedro. La misurazione di ciascun punto è stata ripetuta 10 volte (Umetsu, 2005)

Il processo di calibrazione richiede di effettuare un confronto tra le coordinate di determinati punti di prova misurate attraverso calibri geometrici, interferometri *laser* o *laser-tracker* e quelle restituite dalla CMM; sulla base delle differenze riscontrate tra queste due misurazioni si esegue quindi una compensazione numerica dell'errore commesso dalla CMM.

Un approccio possibile è quello di utilizzare una funzione polinomiale a tratti per ciascuno dei 21 errori parametrici. L'Equazione 6.5 rappresenta un esempio di funzione che descrive un errore di posizionamento sull'asse x (xtx), in cui il vettore \mathbf{b}_x contiene le funzioni di base e il vettore $\boldsymbol{\alpha}_{xtx}$ i coefficienti incogniti.

$$f_{xtx} = \mathbf{b}_x \cdot \boldsymbol{\alpha}_{xtx} = \sum_{j=1}^m b_{x,j} \alpha_{xtx,j} \quad \text{con } \mathbf{b}_x = [b_{x,1} \dots b_{x,m}] \quad (\text{Equazione 6.5})$$

$$\boldsymbol{\alpha}_{xtx} = [\alpha_{xtx,1} \dots \alpha_{xtx,m}]^T$$

Si ottiene come segue l'espressione dell'insieme dei sei errori parametrici che possono inficiare le misure sull'asse x :

$$\mathbf{f}_x = \begin{bmatrix} f_{xtx} \\ \vdots \\ f_{xtz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_x & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \mathbf{b}_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}_{xtx} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\alpha}_{xtz} \end{bmatrix} = \mathbf{B}_x \boldsymbol{\alpha}_x \quad (\text{Equazione 6.6})$$

Infine, si può generare l'espressione comprensiva di tutti i 21 errori parametrici relativi ai tre diversi assi cartesiani, dove il vettore α_θ contiene gli errori di quadratura:

$$F = \begin{bmatrix} f_x \\ f_y \\ f_z \\ f_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_x & \dots & \dots & 0 \\ \vdots & B_x & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & B_x & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_x \\ \alpha_y \\ \alpha_z \\ \alpha_\theta \end{bmatrix} = B\alpha \quad \alpha_\theta = [\alpha_{xy} \ \alpha_{xz} \ \alpha_{yz}]^T \quad (\text{Equazione 6.7})$$

La matrice B è nota, e contiene le informazioni di scala della CMM che si intende calibrare. Nota anche la matrice M , relativa alla struttura geometrica della CMM, è possibile dedurre i parametri incogniti di calibrazione α dalla misura dell'errore di posizione δX , come segue:

$$\alpha = \frac{\delta X}{MB} \quad M \in \mathcal{R}^{21 \times 3} \quad (\text{Equazione 6.8})$$

L'errore di posizione δX sarà ottenuto dalla differenza delle coordinate del punto X restituite dalla CMM (X_{CMM}) e quelle precedentemente misurate con calibro geometrico, interferometri *laser* o un sistema di *laser-tracker* (X_{calib}). Qualora siano stati utilizzati due diversi sistemi cartesiani di riferimento per le due misurazioni, è opportuno che esse siano riportate attraverso trasformazioni di rotazione e translazione al medesimo sistema di riferimento.

$$\delta X = X_{CMM} - X_{calib} \quad (\text{Equazione 6.9})$$

In Figura 6.13 sono mostrate le forme d'onda che descrivono gli errori parametrici stimati per mezzo dell'approccio basato su dispositivi di tracciamento *laser* e per mezzo di un piano a sfere; si può notare una forte similitudine tra i *trend* ottenuti con le due diverse metodologie. Gli spazi di calibrazione della CCM e le linee su cui sono stati selezionati i punti di misurazione per i due differenti approcci sono consultabili in Tabella 6.4. Infine in Tabella 6.5 sono riportate le posizioni relative dei quattro dispositivi di tracciamento *laser*. Il piano a sfere utilizzato nella simulazione presenta sulla superficie 25 sfere disposte a reticolo.

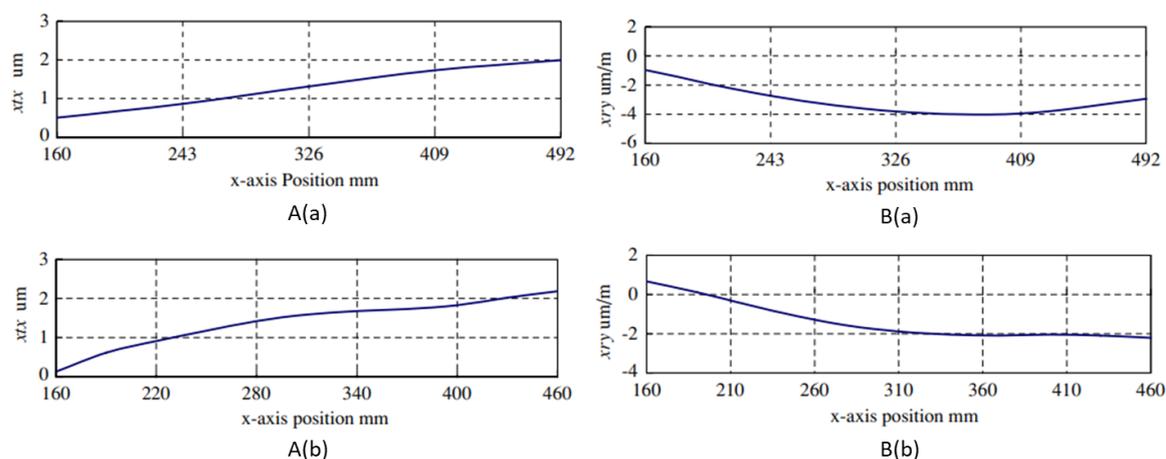


Figura 6.13 - Stime degli errori parametrici di posizione sull'asse x (x_{tx}) per mezzo di un piano a sfere A(a) e per mezzo del sistema di tracciamento laser A(b) e stime degli errori parametrici di inclinazione dell'asse y rispetto all'asse x (x_{ry}) per mezzo di un piano a sfere B(a) e per mezzo del sistema di tracciamento laser B(b) (Umetsu, 2005)

Tabella 6.4 - Condizioni operative per la stima dei 21 errori parametrici, nel caso di calibrazione per mezzo di un sistema di tracciamento laser e una piastra a sfere (Umetsu, 2005)

Accuracy of object of CMM	$1.4 + 3L/1000 \mu\text{m}$	
Calibration range (mm)	Laser tracking system	Ball plate
x	$150 \leq x \leq 450$	$150 \leq x \leq 482$
y	$350 \leq y \leq 650$	$350 \leq y \leq 682$
z	$300 \leq z \leq 600$	$270 \leq z \leq 602$
Offset vector p_{off} (mm)	xy $(0, 0, 0)^t$	xy $(0, 0, 0)^t$
	xz $(0, \pm 148, 0)^t$	xz $(0, \pm 155, 0)^t$
	yz $(\pm 148, 0, 0)^t$	yz $(\pm 155, 0, 0)^t$

Tabella 6.5 - Coordinate delle posizioni relative dei quattro laser tracker (LT) utilizzati per la calibrazione di una CMM (Umetsu, 2005)

Positions	x (mm)	y (mm)	z (mm)
LT ₁	-100	0	95
LT ₂	700	0	95
LT ₃	-100	-400	95
LT ₄	700	-400	520

La pressoché equivalenza tra i due approcci è stata inoltre dimostrata sottraendo alle misure pre-calibrazione, e quindi ancora comprensive degli errori parametrici, ottenute tramite l'utilizzo del piano a sfere gli errori parametrici stimati tramite l'approccio di tracciamento a *laser*. I residui ottenuti sono quasi tutti contenuti in un *range* di $\pm 2,0 \mu\text{m}$ (Figura 6.14), valore simile a quello ottenuto utilizzando gli errori parametrici stimati per mezzo del piano a sfere ($1,8 \mu\text{m}$).

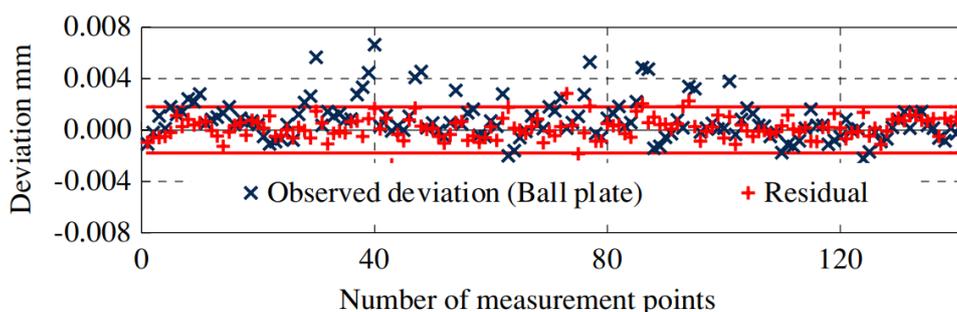


Figura 6.14 – Risultato ultimo a seguito della calibrazione di una CMM per mezzo di un sistema a tracciamento laser (Umetsu, 2005): le misure pre-calibrazione, ottenute tramite l'utilizzo di un piano a sfere 5x5, presentano deviazioni rispetto alle misure nominali rappresentate in figura per mezzo di croci blu. I 21 errori parametrici stimati tramite un sistema di tracciamento laser sono stati sottratti a tali deviazioni; i residui a seguito di tale compensazione numerica sono rappresentati in figura con croci rosse

6.2. Dispositivi di visione

Attraverso l'impiego delle tecnologie di visione, numerose criticità di cui soffrono le macchine di misura a coordinate possono essere finalmente superate. Fotocamere industriali e dispositivi ottici sono in grado di generare istantanee per un'accurata ispezione geometrica e dimensionale di elementi discreti in movimento. Essi si prestano ad un controllo a tappeto della produzione in quanto, a differenza dei sistemi con funzionamento "a contatto", le loro procedure di *quality control* non interferiscono con il processo produttivo e non causano rallentamenti e fermi di linea. L'ispezione visiva dell'elemento viene effettuata automaticamente attraverso una o più fotocamere integrate direttamente sul nastro trasportatore, e il trasferimento del pezzo su appositi piani di misurazione non è più richiesto. Solitamente si utilizzano in aggiunta sensori ottici o *laser* che, attraverso la rilevazione e la codifica dello spostamento incrementale dell'elemento, stabiliscono il momento preciso in cui generare l'istantanea.

Inoltre, la fotografia del manufatto fornisce una visione onnicomprensiva della geometria che si vuole testare, contrariamente a quanto avviene per tecnologie tattili le quali si limitano alla rilevazione in corrispondenza di singoli punti critici. La possibilità di osservare l'intera superficie riduce quindi il rischio che eventuali difetti sfuggano al controllo, in quanto non posizionati in prossimità dei punti di ispezione "visitati" dalla sonda di una CMM.

I moderni sistemi di visione industriale si servono di *software* ad essi integrati per l'analisi e la comprensione delle istantanee generate, attraverso l'estrazione delle proprietà geometriche di interesse e il loro confronto con disegni digitali di riferimento. I potenziali di impiego pertinenti la garanzia della qualità del prodotto sono plurimi: le infrastrutture basate su fotocamere industriali, oltre che per la verifica dimensionale di larghezze, lunghezze, diametri, spessori, interassi, angoli e profili possono essere utilizzate per individuare eventuali imperfezioni estetiche

come ammaccature, graffi, bolli, irregolarità superficiali o difformità cromatiche. Forniscono inoltre funzionalità particolarmente utili per il controllo qualità nei processi di assemblaggio: possono infatti essere utilizzati per validare la presenza e la conformità di tutti i componenti necessari per la costituzione del prodotto complesso, in modo celere e senza richiedere un loro preciso orientamento (Figura 6.15), e successivamente l'integrità dell'assemblaggio formato. I sistemi di visione più sofisticati dispongono di obiettivi microscopici o telescopici per *zoomare* sui particolari più minuti, che né l'uomo né qualsivoglia altra tecnologia è in grado di ispezionare, mantenendo un'elevata risoluzione e un'esigua distorsione dell'immagine.

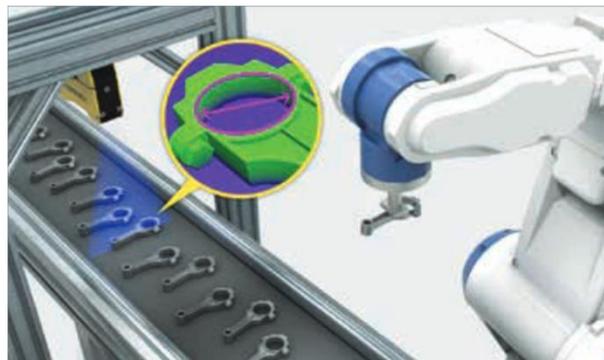


Figura 6.15 – Esempio illustrativo di riconoscimento e controllo delle proprietà geometriche e dimensionali effettuato da un dispositivo di visione che non necessita di un preciso posizionamento dell'oggetto sul nastro trasportatore

I dispositivi di visione artificiale disponibili in commercio possono essere classificati in due grandi categorie in base al numero di dimensioni che riescono a catturare simultaneamente: si fa quindi distinzione tra tecnologie 2D e 3D.

La visione bidimensionale utilizza singole fotocamere per generare immagini piatte, e successivamente effettua un confronto tra queste e un'immagine 2D di riferimento. Dà quindi la possibilità di ispezionare esclusivamente l'apparenza frontale del pezzo e il contorno della sua proiezione sul piano $x-y$; nessuna informazione viene invece fornita circa profondità e spessori.

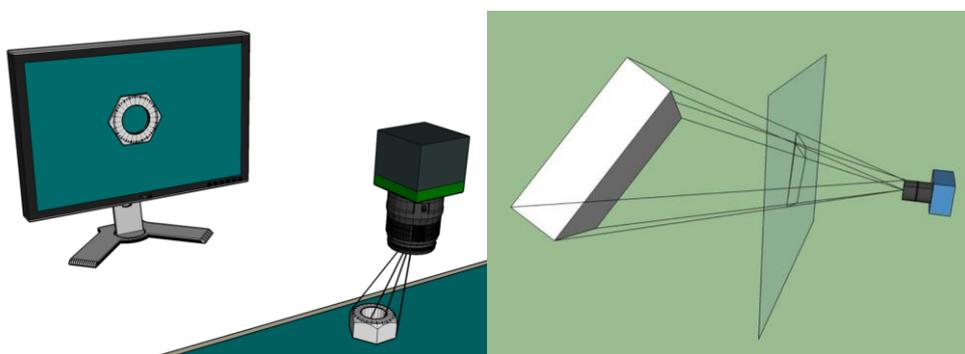


Figura 6.16 - Generazione di istantanee bidimensionali dell'oggetto per mezzo di dispositivi di visione 2D

L'esclusione dall'analisi della terza dimensione spaziale, che già di per sé costituisce un'importante criticità, spesso compromette anche la precisione di misurazione sulle altre due dimensioni contemplate dal trattamento dell'immagine. Questo perché il sistema non è in grado

di discernere tra un più o meno vicino posizionamento dell'oggetto rispetto alla fotocamera e riconoscere eventuali suoi spostamenti lungo l'asse z causati da vibrazioni o sollecitazioni del nastro trasportatore. La visione 2D si poggia quindi sull'assunzione secondo la quale il pezzo è in posa e aderisce perfettamente al supporto sottostante, cosicché la sua distanza dal sensore di visualizzazione si possa considerare costante; quando tale premessa non trova corrispondenza con la situazione reale, gli esiti del controllo geometrico/dimensionale potrebbero risultare distorti. Per la calibrazione del dispositivo, talvolta si sceglie volutamente di assumere costante la distanza tra l'obiettivo della fotocamera e la superficie dell'oggetto, seppur quest'ultima non sia piana. Gli algoritmi di calibrazione sono infatti complessi, e la loro efficacia può essere inficiata da numerose fonti di incertezza e instabilità numerica; spesso quindi si preferisce un modello di calibrazione più semplice, al costo di un minimo errore di misura legato all'assunzione della planarità dell'oggetto. In questi casi, viene usato per calibrare il dispositivo un oggetto-campione di geometria più semplice, solitamente parallelepipeda (Figura 6.17), rispetto a quella del prodotto che si andrà ad ispezionare in seguito.

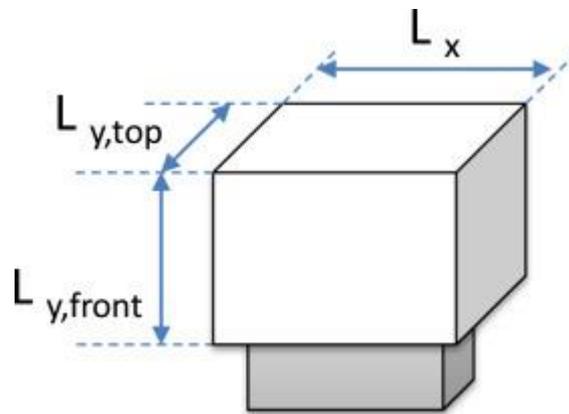


Figura 6.17 - Oggetto utilizzato per la calibrazione di due dispositivi di visione 2D (Di Leo, 2017): esso presenta una forma parallelepipeda e quindi ogni punto della superficie si mantiene ad una distanza costante dall'obiettivo della fotocamera, trascurando la profondità e la non-planarità superficiale dei pezzi che verranno ispezionati in seguito

Due coefficienti β_x e β_y , che consentano successivamente l'associazione tra le coordinate x e y di un punto sul prodotto reale, espresse ad esempio in mm, e quelle misurate sull'immagine u e v , espresse in *pixel* (Sistema 6.2), vengono calcolati nella fase di calibrazione come mostrato nel Sistema 6.1 (dove L_x e L_y sono le due dimensioni sul piano x - y dell'oggetto campione e L_u e L_v le corrispettive distanze in *pixel* sull'immagine).

$$\begin{cases} \beta_x = \frac{L_x}{L_u} \\ \beta_y = \frac{L_y}{L_v} \end{cases} \quad (\text{Sistema 6.1})$$

$$\begin{cases} x = \beta_x \cdot u \\ y = \beta_y \cdot v \end{cases} \quad (\text{Sistema 6.2})$$

Le lunghezze reali sul prodotto vengono quindi stimate calcolando la distanza euclidea tra due punti, le cui coordinate (x,y) sono state precedentemente calcolate applicando il Sistema 6.2.

L'errore a cui è soggetta tale lunghezza stimata, nel caso in cui essa giaccia su un piano a diversa distanza dall'obiettivo della fotocamera rispetto a quella dell'oggetto di calibrazione, è composto da una componente orizzontale e_x e da una verticale e_y , come mostrato nel seguito:

$$e_x = \Delta z \cdot tg(\gamma_x) = \Delta z \cdot tang(\gamma_x) \frac{u}{f \cdot k_u} \quad (\text{Equazione 6.10})$$

$$e_y = \Delta z \cdot tg(\gamma_y) = \Delta z \cdot tang(\gamma_y) \frac{v}{f \cdot k_v} \quad (\text{Equazione 6.11})$$

Δz rappresenta la distanza incrementale dall'obiettivo del piano su cui giace la distanza da misurare rispetto a quella dell'oggetto di calibrazione. γ_x e γ_y sono le componenti orizzontale e verticale dell'angolo stante tra la retta di orientamento dell'obiettivo e la linea di vista che collega la coordinata orizzontale x , o quella verticale y , alla corrispondente coordinata in *pixel* u , o v , sull'immagine. f è la lunghezza focale dell'obiettivo, mentre i termini k_u e k_v , espressi in *pixel/mm*, sono rappresentativi delle densità orizzontali e verticali dei *pixel*, ossia l'inverso dell'ampiezza e dell'altezza di un'area sull'oggetto a cui corrisponde un *pixel* sull'immagine.

Consideriamo un realistico caso esemplificativo, in cui si utilizzi un obiettivo Fujinon CF25HA-1 con lunghezza focale f di 35 mm, per la generazione di immagini di dimensioni 1280x960 *pixel*. Supponiamo che la calibrazione sia stata eseguita mantenendo una distanza di 0,1 m tra la superficie dell'oggetto parallelepipedo e l'obiettivo della fotocamera, che la massima deviazione della superficie dell'oggetto reale da tale distanza di riferimento sia $\Delta z=5$ mm, e che la densità orizzontale di *pixel* k_u sia di 266,6 *pixel/mm*. Il massimo errore orizzontale e_x , calcolato nelle condizioni più sfavorevoli, per un punto posizionato sul bordo dell'immagine ($u=1280/2$ *pixel*), sarà piuttosto contenuto: circa 96 μm , quindi inferiore a 0,1 mm. In maniera analoga, è possibile calcolare la componente verticale, di circa 58 μm .

Inoltre, essendo a conoscenza del piano su cui ci si aspetta sia realmente posizionato il punto che si vuole rilevare, e quindi noto Δz , è possibile correggere l'errore di mancata profondità come segue:

$$\begin{cases} \hat{x} = x - e_x(\Delta z, u) \\ \hat{y} = y - e_y(\Delta z, v) \end{cases} \quad (\text{Sistema 6.3})$$

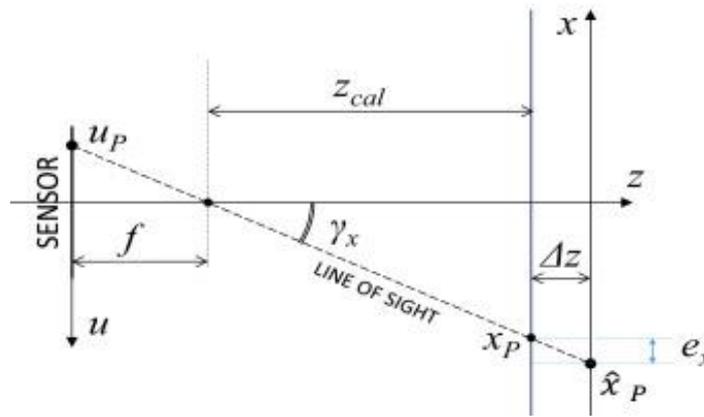


Figura 6.18 - Componente orizzontale dell'errore e_x derivante dall'assunzione di planarità di un oggetto la cui superficie presenta diverse profondità (Di Leo, 2017).

Δz [mm]: distanza incrementale dall'obiettivo del piano su cui giace la lunghezza da misurare rispetto a quella dell'oggetto di calibrazione;

\hat{x}_p [mm]: coordinata orizzontale di un punto P realmente posizionato sulla superficie dell'oggetto ispezionato;

u_p [pixel]: coordinata orizzontale relativa al punto P misurata sull'immagine;

x_p [mm]: coordinata orizzontale di un punto P proiettata sul piano di calibrazione tramite la linea di vista che collega \hat{x}_p e u_p (viene calcolata per mezzo del sistema 6.2);

γ_x : componente orizzontale dell'angolo stante tra la retta di orientamento dell'obiettivo (z) e la linea di vista che collega x_p e u_p ;

f [mm]: lunghezza focale dell'obiettivo;

k_u [pixel/mm]: densità orizzontale dei pixel, ossia l'inverso dell'ampiezza di un'area sull'oggetto a cui corrisponde un pixel sull'immagine

L'istantanea 2D viene generata a seguito di un'attenta analisi della luce riflessa dal manufatto in corrispondenza delle diverse zone della sua superficie. La rilevazione dei contorni dell'oggetto si basa sull'individuazione sull'immagine di contrasti tra questo e il piano su cui è poggiato; analogamente, l'identificazione di eventuali difetti estetici come solchi, graffi, ammaccature passa attraverso la ricerca di difformità cromatiche o di ombreggiature. È quindi possibile riscontrare carenze nell'accuratezza delle ispezioni legate all'assenza di contrasto: ciò avviene quando i componenti da ispezionare presentano una tonalità cromatica molto chiara, molto scura, o molto simile a quella del nastro trasportatore che fa da sfondo all'immagine, o ancora nei casi in cui quest'ultima viene catturata in ambienti non sufficientemente o eccessivamente illuminati. Per ovviare a questo problema, Giuseppe Di Leo (*et al.*, 2017) propone l'utilizzo di una luce a LED bianca con direzione opposta a quella di acquisizione dell'immagine, e un retro-illuminatore, come mostrato in Figura 6.19.

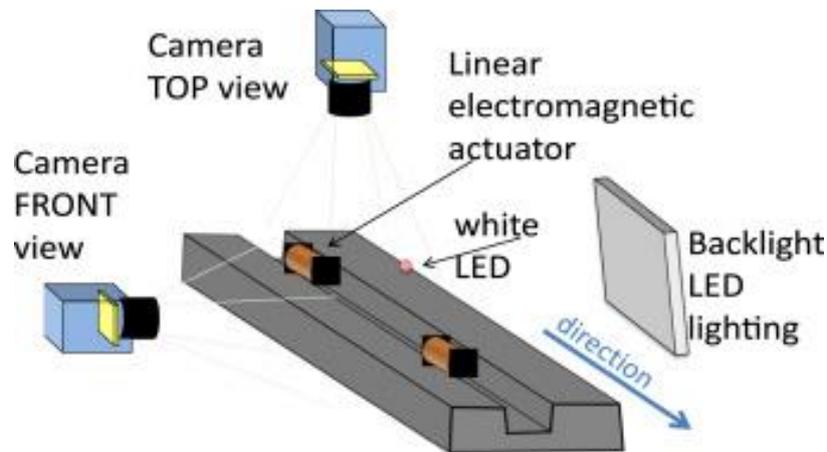


Figura 6.19 - Posizionamento a bordo linea di una luce LED bianca e di un retro-illuminatore al fine di ottimizzare il monitoraggio dimensionale e il rilevamento di difetti sull'immagine generata da un dispositivo di visione 2D per l'ispezione frontale di parti elettromeccaniche (Di Leo, 2017)

Tuttavia, le modalità di elaborazione dell'immagine devono essere selezionate con cura tenendo conto di ciò che si vuole rilevare attraverso il controllo e delle caratteristiche cromatiche e dimensionali proprie dell'oggetto ispezionato. Ad esempio, nello studio di Giuseppe Di Leo (*et al.*, 2017) è stata scelto di sfruttare la funzione di saturazione dell'immagine per ottimizzare l'identificazione di una parte in stagno di una lama metallica su un elemento elettromeccanico; infatti, essa risulta essere quella che evidenzia in maggior modo la divergenza cromatica tra stagno e rame, materiale di cui è composta la bobina sullo sfondo dell'immagine (Figura 6.20).

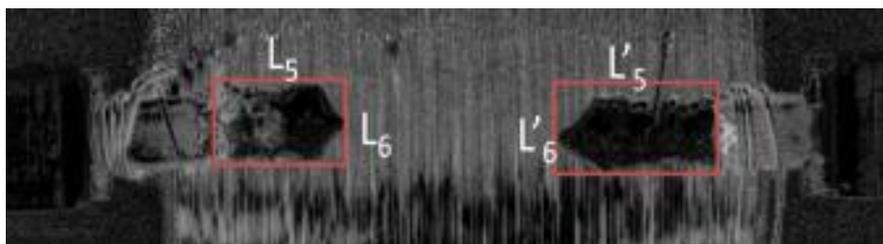


Figura 6.20 - Immagine prodotta da un dispositivo di visione posizionato sopra un pezzo elettromeccanico, per la verifica dimensionale dell'altezza (L_6) e della larghezza (L_5) di una porzione in stagno su due lame metalliche (Di Leo, 2017). È stata sfruttata la funzionalità di saturazione dell'immagine per evidenziare maggiormente la divergenza cromatica tra lo stagno delle lame e il rame di cui è composta la bobina che sta sullo sfondo

Le funzionalità di elaborazione dell'immagine utilizzate per l'ispezione, sulla faccia frontale del medesimo pezzo elettromeccanico, delle dimensioni delle lame metalliche, del loro grado di inclinazione e del rapporto conico della bobina, sono differenti. In questo caso, il profilo di contorno dell'oggetto è stato evidenziato tramite la creazione di un'immagine binaria, che non presenta gradazioni di grigio ma solo zone bianche e nere (Figura 6.21). L'immagine iniziale a colori viene innanzitutto convertita in immagine monocromatica, dopodiché i *pixel* dell'immagine di luminosità superiore ad un valore soglia del 75% della luminosità media dello sfondo vengono

trasformati in bianchi, e i rimanenti assumeranno colore nero. È stato fatto uso di un LED bianco e un retro-illuminatore per accentuare il contrasto tra sfondo e oggetto ispezionato.

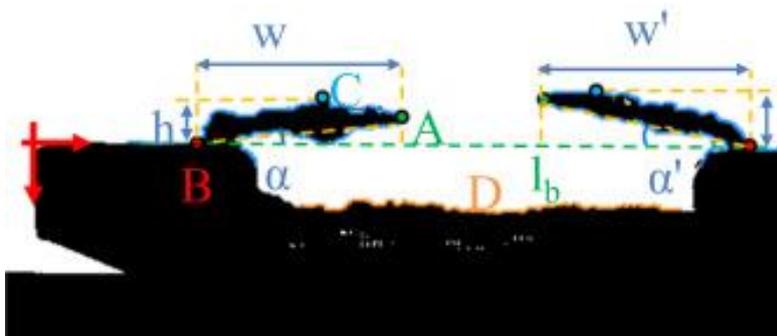


Figura 6.21 - Immagine binaria ottenuta elaborando l'istantanea generata da un dispositivo di visione 2D, posizionato frontalmente ad un pezzo elettromeccanico, utilizzando una soglia di luminosità del 75% di quella media dello sfondo. L'immagine raffigura il profilo di contorno del pezzo elettromeccanico di cui si intende misurare le dimensioni delle lame metalliche, del loro grado di inclinazione e del rapporto conico della bobina. È stato fatto uso di un LED bianco e un retro-illuminatore per accentuare il contrasto tra sfondo e oggetto ispezionato (Di Leo, 2017).

Linea irregolare azzurra: profilo di contorno delle lame metalliche;

linea irregolare arancione: profilo di contorno della bobina;

frecce rosse: sistema di coordinate di riferimento;

l_b (linea verde tratteggiata): retta che si adatta meglio ai profili quasi orizzontali a sinistra e a destra delle due lame;

A: punto più a destra del profilo della lama (di sinistra);

C: punto più alto del profilo della lama;

B: primo punto della lama con inclinazione non nulla;

α : inclinazione della lama (angolo giacente tra la linea l_b e la retta passante per A e B);

w : proiezione del segmento BA sulla retta l_b ;

h : proiezione del segmento CB sulla retta perpendicolare a l_b ;

D: rapporto conico della bobina (differenza tra coordinate verticali massime e minime dei punti del profilo della bobina)

In Tabella 6.6 sono riportati i risultati ottenuti a seguito dell'ispezione di 50 campioni di prova, 15 dei quali perfettamente conformi alle specifiche e i rimanenti 35 affetti da almeno una difettosità, ad esempio una lama metallica piegata, insufficiente placcatura in stagno della lama, eccessivo rapporto conico della bobina o lembo metallico troppo corto. Il palesamento di tali difettosità sul pezzo elettromeccanico ispezionato avviene attraverso un controllo dimensionale di determinate caratteristiche geometriche. Alcune di queste, come le lunghezze L_1 , L_2 , L_3 e L_4 (mostrate in Figura 6.22) e le dimensioni della porzione di stagno delle lame, L_5 e L_6 , vengono rilevate da una fotocamera posta al di sopra del pezzo; altre, come le proprietà delle lame metalliche α , w , h e il rapporto conico D (mostrate in Figura 6.21) sono controllati tramite una fotocamera frontale. Si può notare che seppur siano state utilizzate, per le diverse proprietà geometriche da misurare, le funzioni di elaborazione delle immagini più consone ad una loro precisa rilevazione, talvolta si verificano casi di falsi allarmi e di falsi negativi; per cui fattori come la segmentazione dell'immagine in *pixel*, il processo di binarizzazione dell'immagine e la soglia di luminosità scelta per la sua esecuzione, nonché eventuali errori di valutazione delle profondità possono far sì che talvolta questi sistemi ispettivi falliscano.

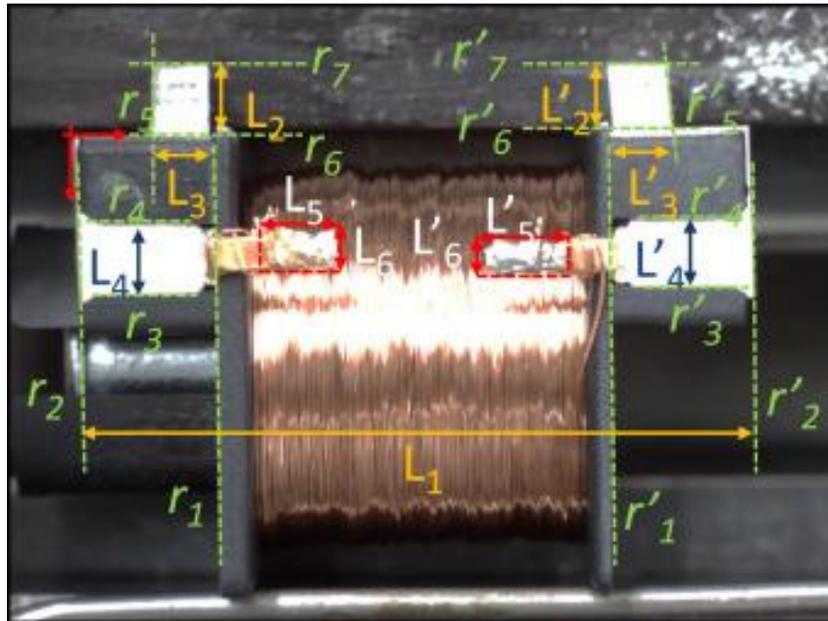


Figura 6.22 - Istantanea generata dall'alto di un pezzo elettromeccanico, per mezzo di un dispositivo di visione 2D (Di Leo, 2017).

Freccie rosse: sistema di coordinate di riferimento delle tre zone di interesse;

$r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, r_6$ e r_7 (linee verdi): linee di riferimento, ossia le linee che meglio si adagiano sui contorni quasi lineari degli elementi in immagine;

L_1 : larghezza complessiva del pezzo elettromeccanico;

L_2 e L_3 : dimensioni dei lembi metallici;

L_4 : altezza della porzione di lama metallica;

L_5 e L_6 : dimensioni della porzione di lama di stagno

Tabella 6.6 - Esiti di un controllo dimensionale di alcune caratteristiche geometriche di un pezzo elettromeccanico rilevate per mezzo di due dispositivi di visione 2D, uno dei quali posti sopra all'oggetto ispezionato e l'altro posto frontalmente ad esso (Di Leo, 2017). Sono stati usati per effettuare tale test di validazione 50 campioni di prova, 15 dei quali perfettamente conformi alle specifiche e i rimanenti 35 affetti da almeno una difettosità, ad esempio una lama metallica piegata, insufficiente placcatura in stagno della lama, eccessivo rapporto conico della bobina e lembo metallico troppo corto. L'ispezione di ciascun campione è stata ripetuta 30 volte, per verificare la ripetibilità del comportamento del dispositivo. Per ogni caratteristica geometrica sono riportati i limiti di tolleranza, la media e la deviazione standard dell'errore, il tasso di veri negativi CD (rapporto tra il numero di campioni per i quali giustamente la misura media delle 30 prove ripetute ricade entro i limiti di tolleranza e il numero di positivi totali), il tasso di falsi negativi MD (rapporto tra il numero di campioni per i quali erroneamente la misura media delle 30 prove ripetute ricade entro i limiti di tolleranza e il numero di negativi totali) e il tasso di falsi positivi FD (rapporto tra il numero di campioni per i quali erroneamente la misura media delle 30 prove ripetute non ricade entro i limiti di tolleranza e il numero di positivi totali).

L_1 : larghezza complessiva del pezzo elettromeccanico;

L_2 e L_3 : dimensioni dei lembi metallici;

L_4 : altezza della porzione di lama metallica;

L_5 e L_6 : dimensioni della porzione di lama di stagno;

α : inclinazione della lama;

w : proiezione del segmento BA sulla retta l_b ;

h : proiezione del segmento CB sulla retta perpendicolare a l_b ;

D : rapporto conico della bobina

Type of measurement	Specification	Mean error E	σ_E	CD (%)	MD (%)	FD (%)
L_1	20.0 ± 1.0 mm	0.01 mm	0.2 mm	100	0	0
L_2, L_3	1.9 ± 0.5 mm	-0.01 mm	0.3 mm	95	1	4
L_3, L_5	1.9 ± 0.2 mm	0.02 mm	0.1 mm	100	0	0
L_4, L_4	2.0 ± 0.5 mm	0.01 mm	0.05 mm	100	0	0
L_5, L_5	2.0 ± 0.5 mm	0.02 mm	0.7 mm	94	2	4
L_6, L_6	0.8 ± 0.2 mm	0.01 mm	0.3 mm	99	0	1
α, α'	$> 0^\circ$	2°	5°	100	0	0
w, w'	< 4.6 mm	0.20 mm	0.9 mm	100	0	0
h, h'	< 1.9 mm	-0.05 mm	0.3 mm	98	0	2
D	< 1.5 mm	0.10 mm	0.4 mm	97	3	0

L'approccio adottato per identificare eventuali fili di rame sciolti, che non sono stati chiusi in maniera esatta durante la costruzione della bobina, è ancora differente: l'immagine binaria viene elaborata ulteriormente con una funzione di chiusura morfologica, che ha l'effetto di far scomparire dal profilo evidenziato eventuali linee molto sottili, dovute alla presenza di fili sciolti. Questi ultimi emergono a seguito di un'ultima sovrapposizione e sottrazione tra l'immagine ottenuta (chiamata "Immagine B" in Figura 6.23) e quella binaria di partenza ("Immagine A" in Figura 6.23).

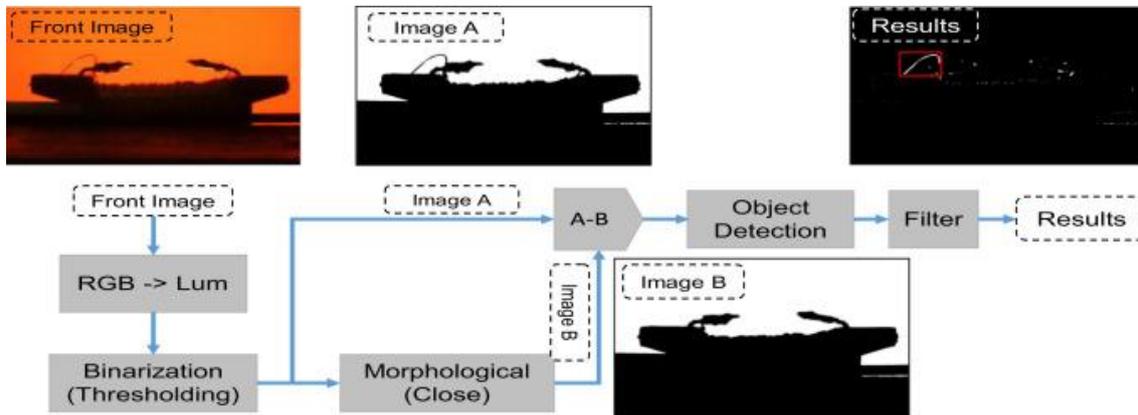


Figura 6.23 - Processo di elaborazione dell'immagine generata da un dispositivo di visione 2D per la rilevazione di eventuali fili di rame sciolti su un pezzo elettromeccanico (Di Leo, 2017). L'immagine a colori (Front Image), viene convertita in monocromatica e poi in binaria (Image A) tramite l'applicazione di una soglia di luminosità pari al 75% di quella media dello sfondo. L'immagine viene poi trattata con una funzionalità di chiusura morfologica (Image B). Infine, si esegue una sovrapposizione e sottrazione tra l'Image A e l'Image B. Viene applicata una funzionalità che fa uso di una soglia di intensità dei pixel per rilevare eventuali oggetti nell'immagine. Infine, tra gli oggetti rilevati vengono selezionati quelli che effettivamente potrebbero rappresentare fili sciolti (Results), ossia quelli che superano una dimensione minima e si posizionano al di sopra della retta di base l_b

Anche le prestazioni nel rilevamento di fili sciolti sono state valutate per mezzo di un *test* di validazione: sono stati ispezionati 40 campioni di prova, 20 dei quali presentavano un filo in rame sciolto in differenti punti. Anche in questo caso si sono verificati casi di fallimento del sistema; la maggior parte di questi consistono nel mancato rilevamento della presenza di un filo sciolto, con un tasso di falsi negativi pari a 4,5%. Si potrebbe cercare di ridurre questa percentuale abbassando la soglia di intensità dei pixel e quella di filtraggio dimensionale applicata per la selezione degli oggetti, con il rischio però di innalzare il tasso di falsi allarmi, che ora risulta essere piuttosto contenuto (~ 0,5%).

Tabella 6.7 - Esiti di un test per la rilevazione di fili di rame sciolti su un pezzo elettromeccanico per mezzo di un dispositivo di visione 2D, posizionato frontalmente all'oggetto ispezionato (Di Leo, 2017). Sono stati usati per effettuare tale test di validazione 40 campioni di prova, 20 dei quali presentavano un filo in rame sciolto in differenti punti. L'ispezione di ciascun campione è stata ripetuta 10 volte, per verificare la ripetibilità del comportamento del dispositivo. Sono riportati in tabella il tasso di veri negativi, il tasso di falsi negativi MD e il tasso di falsi positivi FD

CD	MD	FD
95.0%	4.5%	0.5%

Oltre a sistemi di visione 2D, le aziende operanti nell'ambito del controllo qualità offrono anche soluzioni per un'ispezione tridimensionale sul prodotto. Esse riescono ad esplicitare la terza dimensione spaziale e a dar vita ad una rappresentazione 3D dell'oggetto, idonea al confronto con modelli di riferimento progettati su CAD. Sostanziosi *software* algoritmici processano i dati bidimensionali forniti da appositi fotocamere e sensori *laser* e desumono informazioni di profondità e distanza.

L'osservazione simultanea delle tre dimensioni cartesiane ovviamente non può limitarsi all'utilizzo di un'unica camera, come avviene per la visione 2D, ma occorre un'infrastruttura più complessa.

Ad esempio, nelle tecnologie di ispezione 3D ideate dall'azienda *Cognex*, la conoscenza della distanza dell'oggetto e delle caratteristiche di profondità è resa possibile dall'utilizzo di un sensore *laser* opportunamente sincronizzato alla fotocamera frontale. Quest'ultima cattura la luce riflessa dalla superficie dell'oggetto, precedentemente emessa dalla sorgente luminosa; le informazioni circa la distribuzione dell'oggetto lungo l'asse *z* vengono dedotte dall'analisi del tempo impiegato dalle radiazioni per raggiungere la superficie e tornare indietro.

Anche i cosiddetti dispositivi "a triangolazione *laser*" basano il loro funzionamento sull'interazione tra una camera 2D e una fonte luminosa; ma qui i ragionamenti per la derivazione dei dettagli di lontananza e profondità hanno a che fare con analisi trigonometriche che mettono a confronto l'angolo di emissione dei raggi *laser* con quello della loro incidenza sulla superficie dell'elemento.

Altre tecnologie di visione 3D, composte da due fotocamere frontali lievemente distanziate, si ispirano al modello umano bioculare. Questi sistemi a doppia camera generano due istantanee simili, dalle cui minime differenze il *software* integrato trae informazioni per la rappresentazione spaziale dell'oggetto.

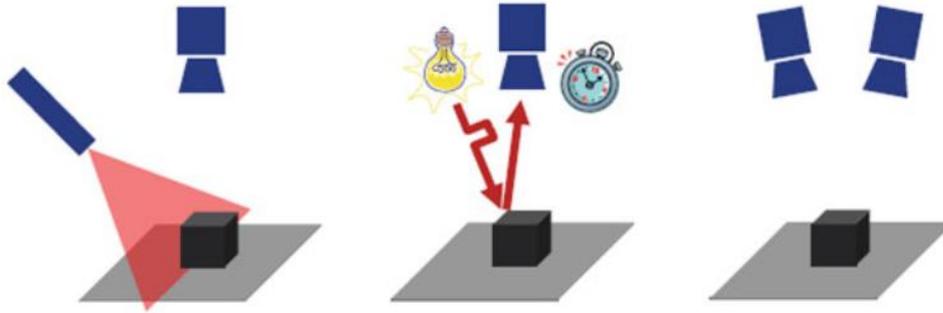


Figura 6.24 - Tre diverse metodologie dei dispositivi di visione 3D per la derivazione della terza dimensione spaziale: basate sul confronto tra angolo di emissione e angolo di incidenza della radiazione luminosa (sulla sinistra), sul tempo di "andata e ritorno" della radiazione (al centro) e sulla osservazione bioculare (sulla destra)

Per mezzo delle tecniche sopracitate, i sistemi di visione 3D forniscono informazioni riguardanti la reale forma dell'oggetto ispezionato, il suo posizionamento e la sua distribuzione volumetrica. Danno quindi spazio a impieghi applicativi addizionali a cui le infrastrutture a singola fotocamera non sono in grado di rispondere. Adempiono diligentemente al controllo di assemblaggi o componenti articolati, i cui caratteri geometrici e dimensionali si estendono oltre il piano $x-y$; palesano la presenza di concavità o convessità superficiali e l'ingombro volumetrico dell'elemento. Infine, possono essere utilizzati per scansionare oggetti reali e virtualizzarli in un ambiente digitale.

Tuttavia, l'elevato *effort* richiesto ai *software* di trattamento delle immagini per l'estrazione della terza dimensione fa sì che il processo di elaborazione dei dati sia più lento rispetto alle tecnologie di visione 2D; motivo per il quale queste ultime rappresentano tutt'oggi l'opzione prescelta per lo svolgimento un'ampia gamma di mansioni come il conteggio e la verifica della presenza di componenti nella fase di pre-assemblaggio, il controllo geometrico e dimensionale di pezzi relativamente semplici o piatti, e la lettura di etichette e codici identificativi.

6.2.1. Ispezione nei processi di assemblaggio attraverso la combinazione di RFID e sistemi di visione

Come precedentemente detto, l'automazione dei processi di assemblaggio manifatturieri, e delle procedure ispettive da attuare su questi, non è banale. Trattandosi di produzioni ad alto livello di complessità e personalizzazione, i guadagni in termini di tempo e manodopera che ne derivano spesso non sono tali da giustificare l'enorme *effort* di preparazione e configurazione delle macchine. D'altro canto, la scelta di operare in via totalmente manuale sarebbe oggi paradossale: proprio l'elevata complessità di unità produttive e processi di lavorazione la rende altamente inefficiente e incapace di assicurare livelli di qualità soddisfacenti. Oggi, ciò a cui si ricorre più sovente nei flussi di assemblaggio manifatturieri è quindi un'automazione parziale: essa

vede uomini e macchine collaborare e coordinarsi all'interno di un'unica compagine per mezzo di interfacce grafiche e dispositivi di realtà virtuale o aumentata.

Nonostante le difficoltà che gravano su tali contesti produttivi, inarrendevole e tenace si è dimostrata fino ad oggi la ricerca di soluzioni per ridurre il peso della componente umana e attribuire una sempre più alta autonomia di esecuzione ai processi di lavorazione e ispezione.

Kamil Židek (*et al.*), in un articolo del 2020, presenta un'infrastruttura studiata appositamente per l'identificazione e il controllo qualità nelle fasi precedenti e successive al montaggio del manufatto complesso a partire dai suoi componenti. Questo sistema integrato sfrutta la collaborazione tra sistemi RFID e dispositivi di visione, connubio del quale ribadiamo efficacia e proficiuità.

Il processo descritto da Kamil Židek si articola in due momenti ispettivi: nel primo l'oggetto del controllo sono i singoli componenti disgiunti; dopo il loro assemblaggio viene eseguito un secondo accertamento visivo sul manufatto composto.

I dispositivi di visione utilizzati per effettuare il controllo prima e dopo il montaggio sfruttano rispettivamente un sensore *laser* e uno ottico per comprendere l'avanzamento incrementale del pezzo sul nastro trasportatore e assicurare che esso sia perfettamente centrato rispetto all'obiettivo della fotocamera durante la cattura dell'immagine.

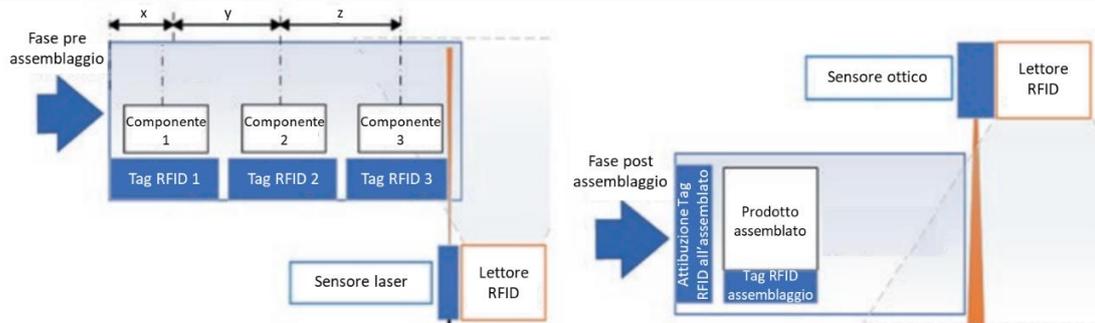


Figura 6.25 - Framework ideato da Kamil Židek (2020) per il controllo della qualità dei componenti (sulla sinistra) e del prodotto assemblato (sulla destra) rispettivamente nelle fasi precedenti e successiva all'operazione di assemblaggio

L'ispezione effettuata sui singoli componenti consiste in una prima analisi della loro superficie e una seconda delle dimensioni e geometrie rilevanti; a queste segue un *check* circa la presenza di tutti i pezzi necessari e il loro idoneo posizionamento in vista dell'imminente attività di assemblaggio.

L'immagine esemplificativa a cui si fa riferimento per effettuare il controllo superficiale presenta una griglia che fraziona la "faccia" del componente in più zone di interesse. La codifica dell'esito ispettivo consta di un numero di *bit* pari a quello delle ripartizioni superficiali. Alla rilevazione di un difetto estetico all'interno di un'area (in Figura 6.26 evidenziata in rosso), il *bit* che fa ad essa riferimento verrà contrassegnato con il valore "0"; viceversa, alle caselle in corrispondenza delle

quali non vengono osservate difformità (in Figura 6.26 rappresentate in verde) verrà assegnato il valore “1”.

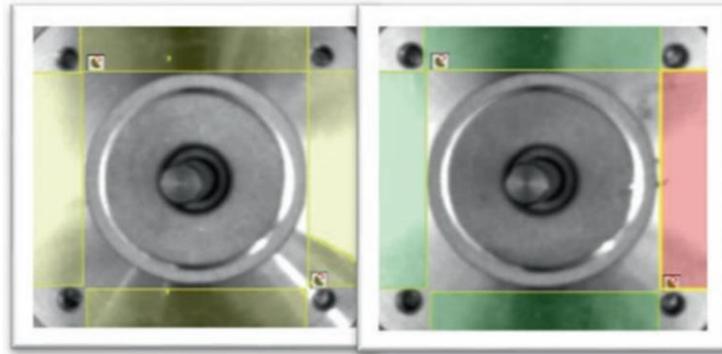


Figura 6.26 - Calibrazione di un dispositivo di visione per il riconoscimento delle aree di interesse su un componente (a sinistra), e rilevazione di un caso di difettosità in una delle quattro aree precedentemente definite (sulla destra). (Zidek, 2020)

Il controllo dimensionale, invece, avviene tramite l’identificazione e la misurazione di determinate caratteristiche geometriche preimpostate per ogni tipologia di componente memorizzato a sistema, come lunghezze, raggi o angoli. Ogni dimensione viene convertita in formato digitale: l’utilizzo del *float* valorizzato a 11 *bit* risulta adeguato alla codifica di misure ad elevato grado di precisione. Il risultato complessivo di questa seconda ispezione sarà quindi costituito da una serie binaria di 11 *bit* moltiplicati per il numero di dimensioni misurate sul componente.

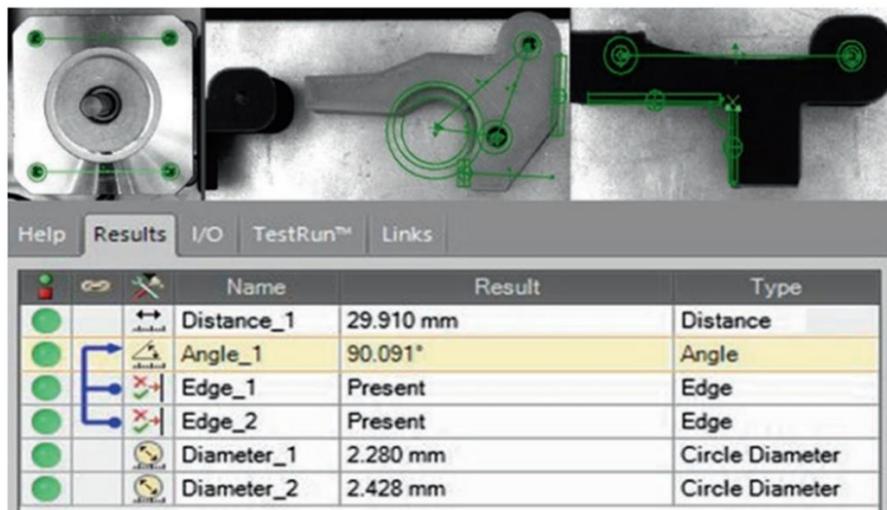


Figura 6.27 - Riconoscimento delle proprietà geometriche sul pezzo e memorizzazione delle relative misure dimensionali attraverso dispositivo di visione Cognex (Zidek, 2020)

L’ultima verifica da effettuare prima dell’operazione di assemblaggio afferisce alla presenza e all’esatta ubicazione sul nastro trasportatore di tutti i componenti che insieme andranno a formare il risultante prodotto, sia esso intermedio o finale. Anche in questo caso i bordi dei singoli pezzi

osservati dalla fotocamera vengono sovrapposti e messi a confronto con quelli mostrati da un'immagine esemplificativa. Nel caso in cui un elemento presente su quest'ultima risulti totalmente assente nella diapositiva catturata dal sistema di visione il giudizio decretato su tale elemento assumerà ovviamente carattere negativo, e il *bit* ad esso dedicato verrà valorizzato con “0”. Al contrario, se il componente richiesto viene effettivamente rilevato dal sistema l'esito del controllo su esso avrà esito positivo, e assumerà valore “1”, soltanto se la discrepanza tra il suo posizionamento e l'esatta locazione definita dall'immagine di riferimento è contenuta entro una certa tolleranza di accettazione. Questo terzo *step* ispettivo restituirà quindi un certo numero di *bit* “vero/falso”, uno per ogni componente occorrente per realizzare l'articolo finale.

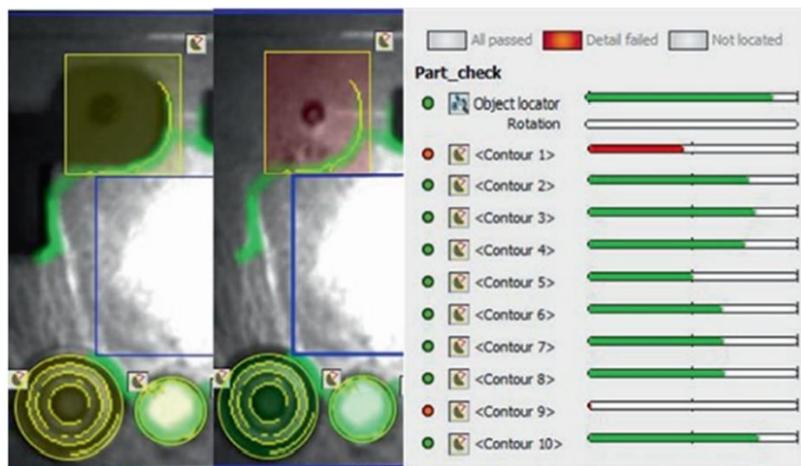


Figura 6.28 - Calibrazione di un dispositivo di visione per il riconoscimento della presenza dei componenti necessari per l'assemblaggio e il loro esatto posizionamento (sulla sinistra), e un esempio di rilevazione della mancanza di uno dei componenti precedentemente definiti (sulla destra). (Zidek, 2020)

Dopo che l'attività di assemblaggio ha avuto luogo, un ultimo controllo mira a validare l'integrità dell'articolo completo. Questa ispezione visiva è eseguita in maniera analoga a quella precedentemente effettuata sui singoli componenti separati, ma questa volta questi ultimi non sono “liberi” ma montati insieme nel prodotto complesso. Anche in questo caso i *bit* costituenti la stringa generata assumono un'accezione “vero/falso”, per mezzo delle cifre “1” e “0”. Il singolo numero binario è valorizzato positivamente con “1” se il rispettivo pezzo è presente e montato correttamente all'interno del prodotto assemblato; in caso contrario, l'esito sarà negativo.

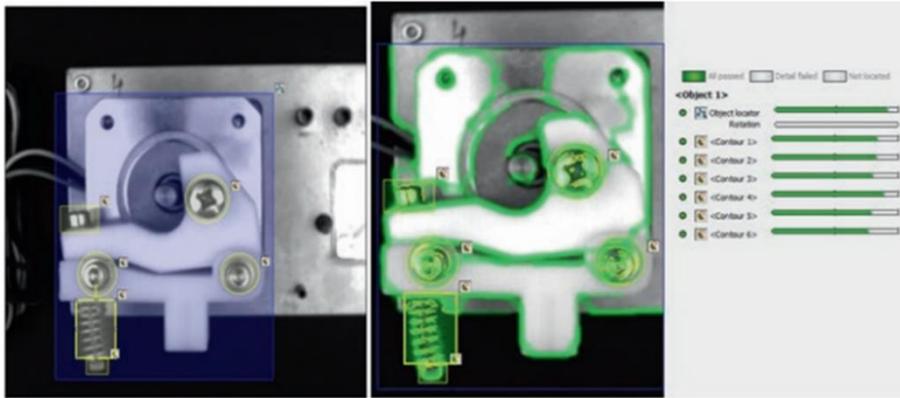


Figura 6.29 - Calibrazione di un dispositivo di visione per la validazione dell'integrità del prodotto assemblato (sulla sinistra), e un esempio in cui tutti i suoi componenti costitutivi risultano presenti e correttamente montati (sulla destra). (Zidek, 2020)

Sorge dunque spontaneo domandarsi quale sia il ruolo ricoperto dai sistemi RFID in tale infrastruttura di controllo. L'impiego di questa tecnologia all'interno del processo ispettivo descritto da Kamil Židek mostra una duplice utilità; la prima ha a che fare con l'automatica somministrazione del materiale illustrativo necessario per effettuare le verifiche di qualità. Tale sfruttamento delle strutture RFID in ambito qualità è supportato dalla naturale applicazione per la quale esse sono state inizialmente ideate: il tracciamento degli oggetti. Un dispositivo "senza contatto" posizionato a bordo linea riconosce i pezzi che attraversano il suo raggio di azione, attraverso la lettura di *tag* elettronici in essi incorporati. Una volta identificato l'elemento sul nastro trasportatore, attraverso reti *Ethernet* e protocollo OPC, ha luogo l'associazione tra esso e il modello di *design* per quella specifica tipologia di componente; vengono quindi fornite automaticamente le immagini di riferimento, gli *standard* dimensionali e i *range* di tolleranza necessari per valutare la qualità dell'oggetto.

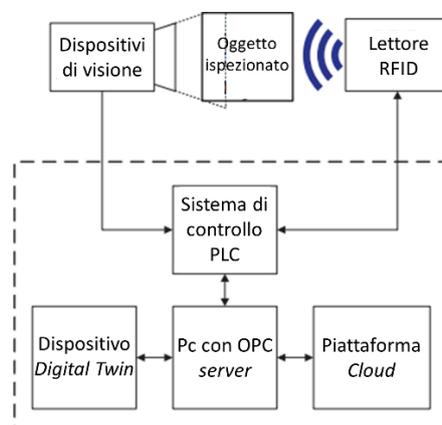


Figura 6.30 - Rappresentazione dell'interazione tra sistemi definita da Kamil Židek (2020) per il tracciamento dell'oggetto e il rispettivo controllo qualità

La seconda attività per la quale la tecnologia RFID riveste un ruolo da protagonista è la creazione e il salvataggio dell'intera storia delle ispezioni di qualità effettuate sul prodotto e sui componenti

dalla cui unione è stato formato. L'insieme di due dispositivi di lettura RFID posizionati a bordo linea in corrispondenza dei due momenti ispettivi, sui componenti e sull'assemblaggio finale, dà origine ad un *gate* identificativo "ingresso/uscita" (Figura 6.31). Il primo dispositivo individua i componenti e memorizza gli esiti derivanti dal controllo visivo su ognuno di essi nella memoria di bordo del loro *tag* RFID; i dati ispettivi digitalizzati vengono inoltre salvati in uno spazio di archiviazione su *cloud*, insieme al codice identificativo del pezzo. Il secondo dispositivo di lettura riceve dalle etichette elettroniche dei singoli pezzi dell'assemblaggio i dati digitali dei controlli qualità a cui sono stati precedentemente sottoposti e li trascrive sul *tag* RFID dell'articolo finale, insieme a quelli attinenti all'ispezione "macro" su quest'ultimo. Mentre le etichette dei componenti sono riscrivibili, quelle del prodotto finito possono essere scritte una sola volta.

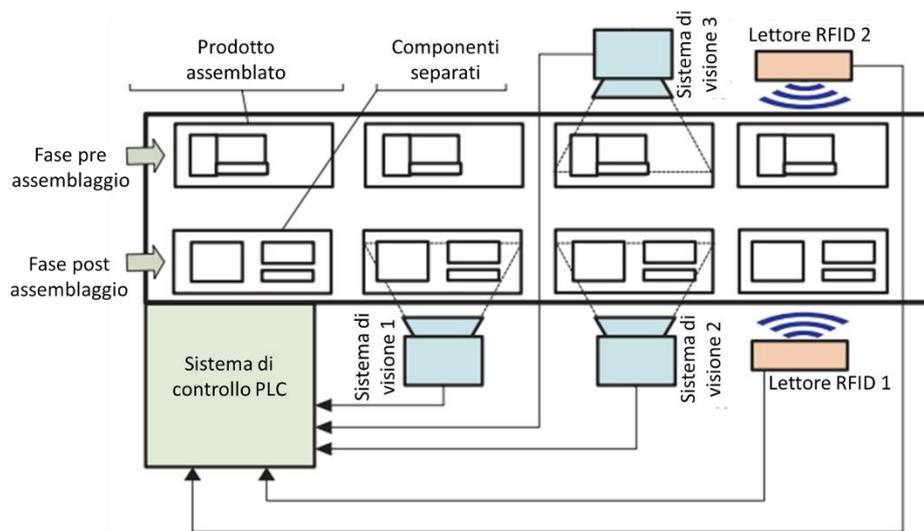


Figura 6.31 - Gate identificativo "ingresso-uscita" costituito dalla coppia di lettori RFID posizionati in corrispondenza dei delle due fasi di ispezione, rispettivamente precedente e successiva all'operazione di assemblaggio (Zidek, 2020)

7. INTELLIGENZA ARTIFICIALE E AUTOMATIZZAZIONE DELLE PRATICHE DI CONTROLLO QUALITÀ

La disciplina dell'*Artificial Intelligence* si ispira alle abilità della mente umana con lo scopo di realizzare sistemi capaci di analizzare le circostanze vigenti e prendere su esse decisioni in maniera autonoma, proprio come farebbe un esperto del campo. Gli odierni *software* e *hardware* “intelligenti”, anzi, non si limitano a riprodurre artificialmente l’iniziativa umana ma forniscono addirittura capacità deliberative potenziate rispetto a quest’ultima: sono in grado di considerare contemporaneamente tantissimi fattori e vincoli e agire sulla base di questi, riducendo il rischio che alcuni rilevanti parametri decisionali vengano trascurati o ignorati dalla persona addetta all’ispezione. La standardizzazione delle regole che insieme istituiscono il protocollo di *quality control* elimina le incoerenze discrezionali tra operatori, e i ragionamenti logici che si celano dietro ogni azione intrapresa autonomamente dal sistema sono esplicitati con chiarezza. In altre parole, tutti i passaggi attraverso i quali si snoda il processo ispettivo sono perfettamente tracciati e giustificati.

Infine, la potenza di calcolo offerta dalla tecnologia moderna riesce ad elaborare informazioni e pronunciarsi in maniera estremamente più celere rispetto a quanto non faccia la mente umana.

Le innovative soluzioni di automatizzazione dei processi vedono il coinvolgimento di sistemi esperti e/o reti neurali. I prossimi paragrafi sono rivolti alla presentazione di queste due branche dell’Intelligenza Artificiale e di alcune loro applicazioni pratiche nell’ambito del controllo qualità.

7.1. Sistemi esperti

I sistemi esperti sono programmi che fanno riferimento ad una conoscenza di base, memorizzata originariamente a sistema, per generare deduzioni e conclusioni in via autonoma. La *knowledge* sulla quale si elevano le loro capacità di autogestirsi è il frutto di un accurato lavoro di trascrizione dell’esperienza professionale di persone competenti. La regolazione di tutti i possibili scenari realizzabili e dell’idonea reazione che risponde ai bisogni dettati da ognuno di essi è organizzata in strutture consequenziali “*if-then*”.

I sistemi esperti più avanzati mettono in pratica un progressivo perfezionamento dei loro schemi inferenziali attraverso criteri di classificazione delle evidenze riscontrate sul campo: in questo

modo i vincoli altamente astratti e generalizzati forniti in principio lasciano il posto ad ipotesi dettagliate, ad elevata rappresentazione della realtà.

Va tuttavia detto che, seppur riescano ad affinare gradualmente le loro logiche di sillogismo, i sistemi esperti non sono capaci di generare supposizioni in modo creativo. Essi traggono le proprie conclusioni attingendo alla conoscenza che gli è stata dapprima somministrata o alle conseguenze osservate a seguito della sua applicazione; non possono invece dar vita ad un proprio “pensiero” dal nulla, senza uno stimolo di partenza.

7.1.1. Analisi di un sistema esperto distribuito per il controllo qualità di materiali di flusso

La maggior stabilità dei processi di lavorazione, che si mantengono invariati per lunghi lassi di tempo, che caratterizzano il settore del *food & beverage* rispetto a quello manifatturiero e i minori livelli di customizzazione e di complessità operativa favoriscono la realizzabilità di sistemi profondamente “intelligenti”. Non scarseggiano in letteratura studi a riguardo: lo stesso Alberto Bonastre (*et al.*), la cui proposta di una struttura olistica per il controllo della qualità dell’olio di oliva è stata introdotta al Paragrafo 5.4 del Capitolo 5, si cura di illustrare nel suo articolo una soluzione per automatizzarne il funzionamento. Essa consiste in un sistema esperto in grado di formulare deduzioni a livello dei singoli nodi che costituiscono la complessa infrastruttura. L’ascendente propensione odierna per un controllo altamente distribuito è sicuramente promossa dalla maggior rapidità di ispezione, ma l’analisi dispersa apporta un altro fondamentale beneficio, che coadiuva la ricerca dell’auto-organizzazione delle procedure ispettive: il disservizio di uno dei nodi che è parte integrante dell’infrastruttura non determina l’arresto dell’intero processo di controllo, ma rimane circoscritto al sottosistema danneggiato. Il modello messo a punto da Alberto Bonastre, oltre che un’alta tolleranza ai guasti, presenta un’elevata flessibilità dettata dalla capacità di riconoscere e risolvere in totale autonomia gran parte delle irregolarità in cui può imbattersi durante l’*iter* di analisi.

Il sistema in questione è formato da quattro nodi (Figura 7.1), ognuno dei quali dotato di competenze analitiche, che si coordinano costantemente scambiando informazioni su una rete locale.

Un primo nodo (Nodo 1) è addetto alla selezione del campione di ispezione: ad esso si deve il funzionamento automatico della pompa peristatica che preleva una porzione di sostanza dal flusso di materiale. Esso, inoltre, garantisce la supervisione del processo da remoto e la condivisione dei *report* di qualità tramite connessioni *Internet*. I rimanenti tre nodi (Nodi 2, 3 e 4) regolano l’eventuale passaggio di sostanza all’interno del rispettivo ramo tramite l’apertura e la chiusura delle valvole di accesso; governano inoltre l’iniezione del marcatore chimico all’interno del

campione tramite elettropompe. Infine, sono responsabili dell'analisi di ognuno dei tre parametri critici scelti per valutare lo stato di qualità dell'olio di oliva. Al quarto nodo (Nodo 4), in aggiunta, sono assegnati i compiti di gestire le modalità con cui vengono effettuate le misurazioni degli indicatori di *performance* dallo spettrometro UV e igienizzare i tubi una volta ultimato il processo, così da preparare il sistema all'ispezione successiva.

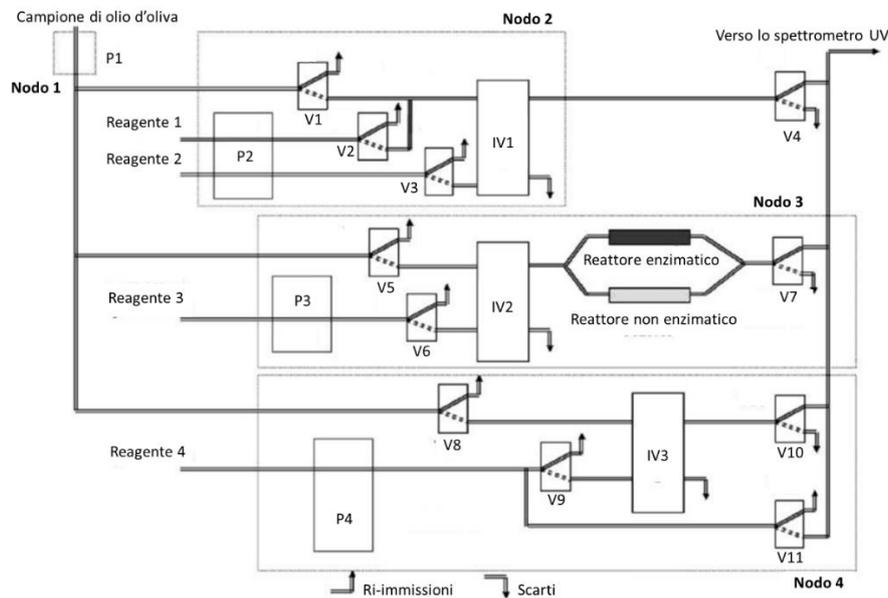


Figura 7.1 - Rappresentazione del framework di controllo distribuito su quattro nodi, proposto da Alberto Bonastre (2003), per l'analisi di tre parametri di qualità dell'olio d'oliva;
P: pompe peristaltiche;
V: elettrovalvole;
IV: valvole ad iniezione

Occorre un preliminare lavoro di configurazione che metta il sistema esperto nella condizione di autogestirsi: la formalizzazione delle procedure di controllo è organizzata in vincoli consequenziali che definiscono la relazione tra fattori di *input* e di *output*. Ciascun nodo viene settato in principio con una serie di regole dedicate; occorre inoltre specificare *standard* attesi e tolleranze di variabili in entrata, e i rispettivi comandi in uscita.

Se l'ispezione su uno dei tre parametri di qualità restituisce risultati insoddisfacenti, essa viene ripetuta una seconda volta così da appurare quale sia la natura dell'anomalia: un errore di analisi o disservizio occasionale, un guasto permanente del dispositivo o un'effettiva carenza di qualità dell'olio. Il sistema inoltre sfrutta gli esiti delle analisi passate per adeguare ciclicamente la frequenza con cui effettuare quelle future: i controlli divengono più ravvicinati se le precedenti ispezioni hanno restituito risultati significativamente discordanti per lo stesso parametro di qualità.

Ma addentriamoci nello specifico nell'elencazione delle variabili che il sistema, sulla base della sua originaria configurazione, è in grado di manovrare: si fa distinzione tra variabili locali, gestite

a livello dei singoli nodi, e variabili globali, gestite a livello di intero sistema. Queste ultime costituiscono il linguaggio di comunicazione tra nodi, per mezzo del quale questi condividono evidenze e deduzioni risultanti dalle proprie analisi locali così che possano essere utilizzate per dar forma ad un giudizio generale circa la qualità del prodotto ispezionato e riconoscere la fonte causale di eventuali anomalie riscontrate.

Il sistema esperto si serve di tali variabili per applicare una serie di regole strutturate in forma “*if-then*”, che ne promuovono il funzionamento automatico.

Una prima regola comanda al nodo di ripetere l’analisi nel caso in cui questa restituisca risultati non conformi agli *standard* di qualità.

La seconda regola ordina la disabilitazione del dispositivo, in quanto va presa in considerazione l’ipotesi di un suo malfunzionamento permanente, nel caso in cui la replicazione dell’ispezione generi nuovamente valori che non rispettano le tolleranze definite per quel parametro di qualità. Nell’evenienza in cui il possibile malfunzionamento di uno dei dispositivi è già stato precedentemente identificato, viene applicata una terza regola secondo la quale la segnalazione di un secondo probabile guasto determina l’arresto dell’intero sistema e demanda l’accertamento del suo stato di salute ad un operatore umano.

Quello adottato per modellare il funzionamento del sistema esperto in esame è un approccio cautelativo: si è deciso, in via precauzionale, di presupporre la presenza di un guasto del dispositivo, e quindi arrestarne l’operazione di controllo, ogniqualvolta gli esiti derivanti da un’analisi ripetuta non assolvano ai vincoli di qualità prefissati. La replica dell’ispezione rende il sistema flessibile, capace di discernere in autonomia sporadici errori di misurazione da un concreto pericolo di *default*.

In caso di misure non performanti, la prima ipotesi che viene presa in considerazione è la sussistenza di un guasto del dispositivo; il suo funzionamento viene quindi sospeso nell’attesa di un’indagine più approfondita circa la causa dell’anomalia. Qualora insufficienze nella qualità dell’olio d’oliva siano confermate dall’*iter* di accertamento, allora la precedente supposizione di *default* viene accantonata, gli stati delle variabili locali e globale vengono riportate ai loro stati antecedenti, e il dispositivo torna a lavorare regolarmente.

Abbiamo detto che, se la ripetizione dell’analisi su un parametro di qualità restituisce per la seconda volta risultati anomali, il sistema esperto effettua un’indagine a livello globale per ricercarne il fattore scatenante: un guasto del dispositivo o la scarsa qualità dell’olio. Ma come le casistiche di errori persistenti vengono catalogate sulla base della loro fonte causale? Le regole che stanno alla base della classificazione degli eventi critici sono state redatte facendo ricorso alla supposizione secondo la quale un’alterazione delle proprietà dell’olio d’oliva, legata a reazioni inaspettate durante la fase di immagazzinamento dell’olio, ragionevolmente dovrebbe inficiare i suoi connotati di qualità nel loro insieme. Per questo motivo, l’ipotesi di un’eventuale alterazione delle proprietà dell’olio viene esaminata considerando globalmente tutti e tre i parametri di

performance, e sarà effettivamente confermata solo nel caso in venga appurato un livello di qualità complessivamente esiguo. Solo a questo punto un operatore addetto sarà sollecitato affinché si adoperi a ripristinare consoni livelli di qualità dell'olio e si assicuri che dosi di prodotto qualitativamente carente non pervengano al consumatore finale.

La connessione del sistema alla rete *Internet* assente alla supervisione del processo ispettivo da remoto e alla presa di coscienza dello stato dei singoli nodi o dell'intero sistema, in qualsiasi momento lo si desideri. Tutte le analisi passate e i rispettivi risultati rimangono memorizzati a sistema, così che sia sempre possibile prenderne visione a scopi di analisi multi-periodo. *Report* che delineano chiaramente lo stato attuale e lo storico delle ispezioni trascorse, con riferimento ad un singolo dispositivo o al sistema complessivo, vengono generati automaticamente dal nodo N1 ogniqualvolta un utente ne faccia richiesta (Figura 7.2).

Node 2: Acidity analysis variables

Current state

TIME	Acidity measurement	Local acidity status	Acidity analysis control	System status	Acidity variation	Working zone
142 h.	Correct	No error	Wait	Ok	Low	Slow

Last 30 states

TIME	ACIDITY MEASUREMENT	LOCAL ACIDITY STATUS	ACIDITY ANALYSIS CONTROL	SYSTEM STATUS	ACIDITY VARIATION	WORKING ZONE
94 h.	Correct	Error	Wait	Ok	Low	Slow
94 h.	Performing	No error	Start	Ok	Low	Slow
94 h.	Correct	No error	Wait	Ok	Low	Slow
118 h.	Correct	No error	Start	Ok	Low	Slow
118 h.	Performing	No error	Start	Ok	Low	Slow
118 h.	No correct	No error	Wait	Ok	Low	Slow
118 h.	Performing	Error	Start	Ok	Low	Slow

Figura 7.2 - Report di qualità generato dal Nodo 1 circa lo stato corrente e lo storico delle ispezioni passate relativi ad uno specifico parametro di qualità dell'olio di oliva, in questo caso specifico l'acidità (Bonastre, 2003)

7.1.2. Sistemi esperti per la pianificazione automatica delle ispezioni su prodotti discreti con macchine di misura a coordinate

Negli ultimi decenni, gli studi di ricerca si sono rivolti alle tecnologie “intelligenti” promosse dall'*Artificial Intelligence* per superare le criticità che gravano su processi produttivi e ispettivi altamente complessi. Le principali inefficienze sono dovute al notevole *effort* richiesto a personale competente per pianificare processi di controllo costituiti *ad hoc* per ciascuna tipologia di prodotto differente e, in secondo luogo, a quello necessario per la loro effettiva attuazione o per la frequente riconfigurazione manuale delle macchine, a seconda che l'ispezione venga eseguita rispettivamente da operatori umani o da macchine opportunamente settate.

Ovviamente il propedeutico lavoro di organizzazione e formalizzazione della base di conoscenza di un sistema esperto, tale da rendere l'infrastruttura ispettiva flessibile e responsiva all'altro numero di possibili scenari e configurazioni di prodotto, è la grande sfida da affrontare per il successo di questa "missione". L'imprescindibile impegno preparatorio, seppur notevole, non ha tuttavia scoraggiato il lavoro di numerosi ricercatori. Uno dei più recenti sistemi "intelligenti" per l'analisi automatizzata della qualità dei modelli sviluppati in ambiente CAD, preliminare al loro concreto utilizzo, è stato messo a punto da Wei Yang (*et al.*) nel 2020. Esso fa riferimento ad una conoscenza strutturata in quattro livelli di dati e a regole di inferenza logica, anch'esse molto articolate, per derivare le proprie abilità ontologiche.

Si è tuttavia deciso di concentrare la nostra attenzione nell'approfondimento di soluzioni olistiche che si servono di sistemi esperti per automatizzare la pianificazione dei controlli qualità eseguiti da macchine di misura a coordinate, le cui modalità di ispezione tattile sono già state esplicitate al Paragrafo 6.1 del Capitolo 6. Nello specifico, due relazioni letterarie pubblicate nel 2005 e nel 2015 rispettivamente dagli studiosi Myeong-Woo Cho (*et al.*) e Vidosav D. Majstorovic (*et al.*) ci saranno d'aiuto per affrontare questo argomento.

Il requisito di fondo per il conseguimento della pianificazione automatica dei processi di *quality control* è la stretta connessione tra *software computer-aided*. Il CAIP (*Computer Aided Inspection Planning*) applica alla collezione di dati di diversa natura provenienti da CAD, CAM e CAI le regole di pianificazione dei controlli, modellate all'interno della *knowledge* del sistema esperto. Le funzioni messe così a disposizione dal CAIP sono: l'identificazione delle caratteristiche geometriche e dimensionali del prodotto, il sequenziamento predefinito per l'ispezione di queste ultime, la definizione del numero e della locazione dei punti di misurazione su ogni parte del manufatto, l'elaborazione della traiettoria di movimentazione della sonda e infine la verifica della sua efficacia attraverso un *software* di simulazione.

Abbiamo detto che la prima difficoltà che bisogna necessariamente fronteggiare per sviluppare un'infrastruttura di pianificazione ispettiva totalmente autonoma è la definizione della base di conoscenza del sistema esperto. Vidosav D. Majstorovic (*et al.*), nel suo articolo, illustra dettagliatamente un modello di strutturazione gerarchica della *knowledge*: essa contiene tutte le tipologie di tolleranza che potrebbero eventualmente essere criteri di valutazione della qualità di un manufatto generico e, nei livelli sottostanti, tutte le loro possibili scomposizioni in sub-tolleranze, fino all'identificazione delle forme geometriche su cui queste ultime sono definite (Figura 7.3). Questo processo di decomposizione è opera di un *software cloud* appositamente pensato per la rappresentazione della conoscenza relativa a un qualunque ambito o contesto; in questo caso è stato scelto il programma *Protégé*.

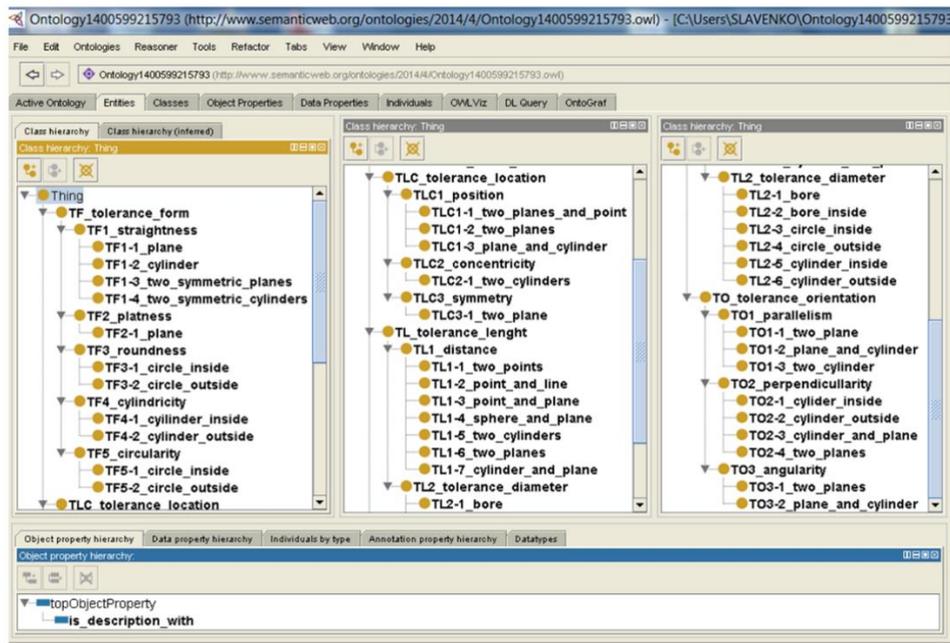


Figura 7.3 - Formalizzazione della knowledge di base di un sistema esperto, attraverso il software Protégé, comprensiva di tutte le possibili tipologie di tolleranza e la loro scomposizione in sub-tolleranze per il controllo geometrico/dimensionale di un oggetto generalizzato (Majstorovic, 2015)

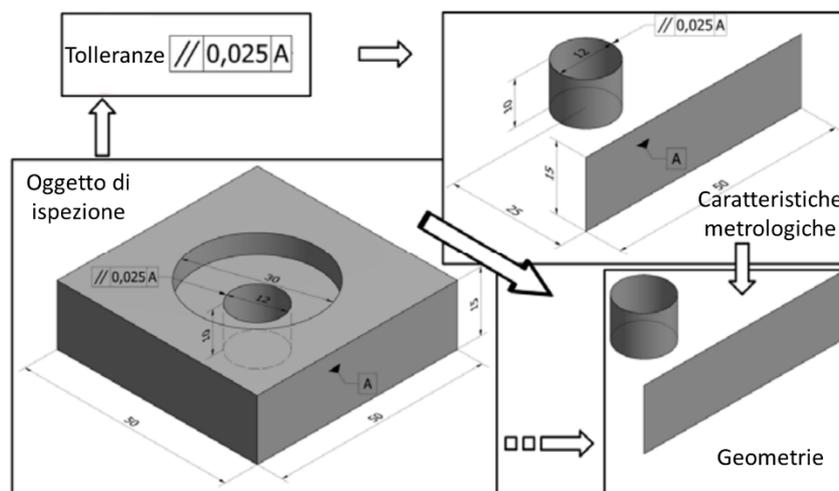


Figura 7.4 - Processo di decomposizione delle tolleranze definite sull'oggetto di ispezione in caratteristiche metrologiche e poi in geometrie di base riconoscibili in ambiente CAD (Majstorovic, 2015)

Questo modello generale di *knowledge* viene usato scomporre ontologicamente uno specifico manufatto da ispezionare e le tolleranze su esso stabilite dallo *standard* ISO, derivanti dal *software* CAI, in caratteristiche metrologiche (Figura 7.4). Il modello di conoscenza in analisi contempla diverse tipologie di tolleranza: quelle definite sulle lunghezze (in Figura 7.3 identificate con TL), sulle forme (TF) e infine le tolleranze di orientamento (TO) e di locazione (TLC). Le prime menzionate costituiscono l'unica classe che il CAD è in grado di riconoscere, motivo per il quale è necessario un ulteriore grado di decomposizione in sub-tolleranze, che coinvolgono una o più forme geometriche identificabili in ambiente CAD. Ad esempio le

tolleranze di lunghezza possono essere definite su distanze (TL1 in Figura 7.3) o su diametri (TL2); quelle di forma, invece, possono far riferimento a proprietà di linearità (TF1), planarità (TF2), rotondità (TF3), cilindricità (TF4) o circolarità (TF5). Parallelismo (TO1), perpendicolarità (TO2) e angolarità (TO3) sono tutte sub-tolleranze di orientamento; infine, le tolleranze di locazione comprendono posizionamento (TLC1), concentricità (TL2) e simmetria (TL3) tra due o più elementi geometrici.

L'ultimo *step* consiste proprio nell'identificazione delle geometrie richiamate dalle caratteristiche metrologiche (come mostrato in Figura 7.4), così che il *software* CAD possa essere interrogato per effettuare il confronto tra il modello di *design* 3D e il manufatto reale.

Questo processo di scomposizione consente la sintesi dei vincoli di tolleranza di un pezzo complesso memorizzati in CAI in semplici elementi geometrici parametrizzabili in CAD, sui quali verranno successivamente definiti i punti di ispezione e il tragitto che verrà intrapreso dalla sonda tattile.

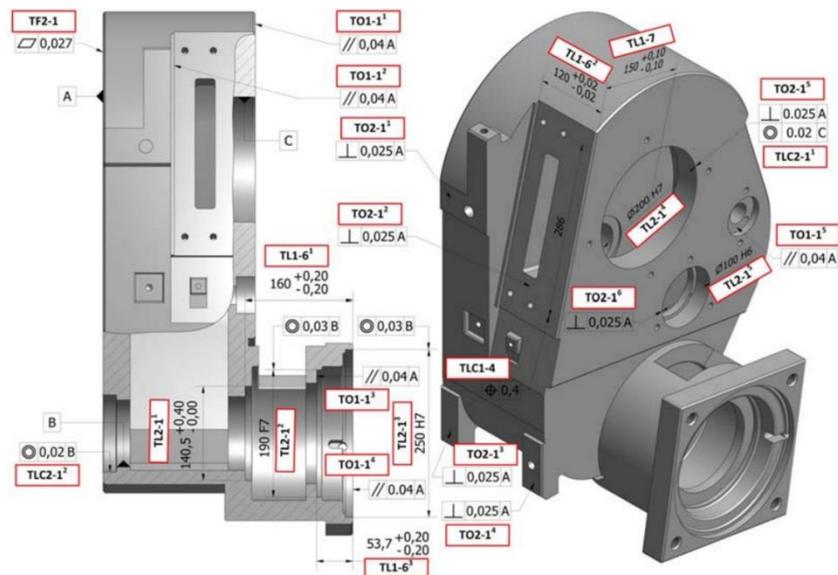


Figura 7.5 - Tipologie e valori di tolleranza definiti in CAI opportunamente riportate sul modello tridimensionale di un manufatto complesso (Majstorovic, 2015)

Le diverse forme di cui è composto il manufatto vengono definite univocamente in CAD attraverso la ricezione dei relativi parametri descrittivi provenienti dal CAI e codificati in formato IGES. Le diverse informazioni sulle geometrie che costituiscono il prodotto da ispezionare sono rappresentate sul *file* IGES da una sequenza numerica, come mostrato in Figura 7.6.

```

,,8HCylinder,27HNo Iges File Name specified,22Autodesk Inventor 2011, S 1
37Autodesk Inventor Iges Exporter R2011,32,38,6,99,15,8HCylinder,1.0D0,G 1
2,2HMM,1,.08D0,15H20140414.165637,.01D0,10000.0D0,8HSLAVENKO,,11,0,,; G 3
...
110 4 0 0 0 0 0 00001000D 7
110 0 0 1 0 0 0 OD 8
110 5 0 0 0 0 0 00101000D 9
110 0 0 0 1 0 0 OD 10
...
406,2,0,12HCylinder.ipt: 1P 1
143,0,5,2,11,17; 3P 2
120,9,7,0.0D0,6.28318530717959D0; 5P 3
110,-7.5D0,0.0D0,47.25D0,-7.5D0,0.0D0,-2.25D0; 7P 4
110,0.0D0,0.0D0,-2.25D0,0.0D0,0.0D0,-1.25D0; 9P 5
...
123,0.0D0,0.0D0,1.0D0; 27P 18
123,-1.0D0,0.0D0,0.0D0; 45P 28
...
S 1G 3D 52P 32

```



Entità	1	1 2 3	5 6 7	73-80
Linea (generatrice)	110	X_1, Y_1, Z_1 (punto di inizio)	X_2, Y_2, Z_2 (punto di fine)	4 n. identificativo
Linea (asse)	110	X_3, Y_3, Z_3 (punto di inizio)	X_4, Y_4, Z_4 (punto di fine)	5 n. identificativo
Superficie di rivoluzione	120	n° id. elemento 1 n° id. elemento 2	α_1, α_2 (angoli di inizio e di fine)	3 n. identificativo
Direzione	123	i, j, k_1 (vettore unitario)		18 n. identificativo
Direzione	123	i, j, k_2 (vettore unitario)		28 n. identificativo

Figura 7.6 – Esempio di file IGES contenente i dati relativi ad un cilindro (in alto a sinistra) ed estrazione, tramite sua decodifica, delle informazioni riguardanti le caratteristiche geometriche del cilindro (in basso a destra). Un primo campo identifica la tipologia dell'elemento (ad esempio una linea o un versore direzionale); ad esso segue una stringa numerica dedicata alla descrizione di quest'ultimo tramite l'esplicitazione di coordinate, angoli o componenti cartesiane di un versore; l'ultimo campo funge da numero identificativo dell'elemento (Majstorovic, 2015)

L'estrazione dei parametri necessari alla definizione della figura geometrica in CAD deriva dall'elaborazione delle informazioni presenti sul file IGES e dal calcolo di dimensioni quali altezze, larghezze, lunghezze, diametri, vettori, informazioni circa la pienezza o cavità della figura e coordinate spaziali di riferimento.

Qualsiasi caratteristica metrologica che interessa il manufatto può essere così espressa a partire da semplici elementi di forma (punti, linee, piani, cilindri, sfere e coni, o parte di questi), univocamente identificati in CAD.

Abbiamo detto che un prodotto complesso può essere visto come l'unione tra più elementi o caratteristiche costitutivi, a loro volta formati da una o più geometrie primitive, o parti di queste, identificabili in CAD (Figura 7.7).

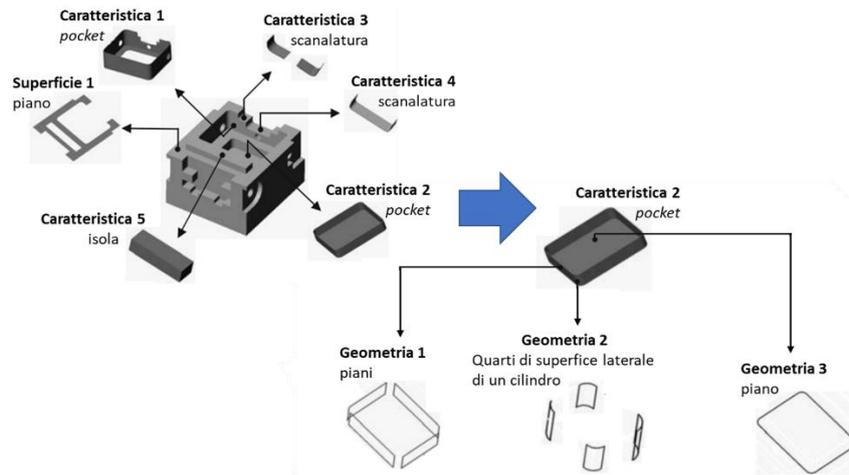


Figura 7.7 - Scomposizione di un manufatto complesso in parte delle sue caratteristiche (in alto a sinistra) e successiva decomposizione di una di queste in geometrie primitive riconosciute in ambiente CAD (in basso a destra) (Cho, 2005)

È quindi opportuno creare un ordine di priorità delle proprietà da ispezionare sul manufatto che minimizzi il tempo impiegato per il controllo qualità sul prodotto: l'approccio proposto da Myeong-Woo Cho (*et al.*) per il sequenziamento automatico delle caratteristiche consiste in un loro primo raggruppamento in funzione delle relazioni geometriche che sussistono tra esse, e della combinazione di direzione e verso con cui occorre che la sonda si avvicini al pezzo per loro misurazione. La scelta di una preliminare aggregazione delle caratteristiche ha infatti il vantaggio di ridurre sostanzialmente la complessità di ricerca del percorso di ispezione ottimizzante rispetto al caso in cui ognuna di esse venga trattata separatamente.

La fitta rete di correlazioni tra caratteristiche (C_x) e superfici (S_x), inizialmente definita sulla base di una prima analisi geometrica e illustrata in Figura 7.8, è poi sottoposta ad una progressiva "scrematura" attraverso l'applicazione di una serie di ragionamenti ontologici in modalità "if-then", fino alla definizione ordine di precedenza tra le caratteristiche finale (Figura 7.9).

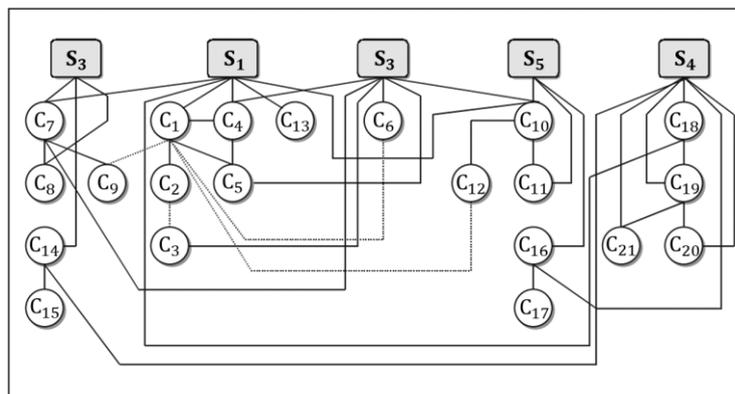


Figura 7.8 - Esempio di primo raggruppamento delle caratteristiche del manufatto sulla base delle relazioni geometriche sussistenti tra esse (Cho, 2005).

C: caratteristiche dell'oggetto;
S: superfici dell'oggetto

Superficie di appartenenza	Ordine di ispezione di superfici e caratteristiche	Direzione e verso di avvicinamento della sonda
1,3,4		-Z
1		-Z
2		-Y
3		+X
4		+Y
5		-Z

Figura 7.9 - Sequenziamento precedenziale di ispezione delle superfici e caratteristiche del manufatto a seguito dell'applicazione del sistema di regole sequenziali di Myeong-Woo Cho (2005).

C: caratteristiche dell'oggetto;

S: superfici dell'oggetto

Una volta stabilite le precedenze tra caratteristiche geometriche, nel rispetto delle quali verrà effettuato il controllo qualità sul manufatto, il *framework* di ispezione globale può dirsi completato. Occorre ora predisporre un piano di misurazione locale, sui singoli elementi geometrici. La scelta dell'adeguato numero di punti di campionamento per ognuno di essi può essere automatizzata attraverso la regolarizzazione strutturata di ragionamenti che considerano simultaneamente variabili quali complessità ed estensione superficiale della forma geometrica, e gli *standard* di tolleranza ai quali occorre assolvere. Per la collocazione spaziale dei punti di misurazione si fa invece riferimento all'algoritmo di Hammersley, già esaurientemente descritto al Paragrafo 6.1 del Capitolo 6; infatti, la procedura di *points mapping* da esso standardizzata e adattabile a svariate geometrie può essere facilmente integrata all'interno della *knowledge* del sistema esperto.

Dopo aver collocato i punti di campionamento sul componente geometrico è opportuno inserirli all'interno di un percorso che disciplinerà gli spostamenti della sonda tattile (come mostrato in Figura 7.10). Siccome le misurazioni effettuate dalle CMM hanno natura discreta, l'ordinamento dei punti di ispezione, contrariamente alla determinazione delle loro coordinate, non influisce sull'esito del controllo e tantomeno sulla loro precisione. Ciononostante, la ricerca del sequenziamento ottimo è mossa dal perseguimento di obiettivi di efficienza. Myeong-Woo Cho (*et al.*) nel suo articolo non omette di illustrare un processo automatizzato per minimizzare il tempo impiegato dalla sonda per "visitare" tutti i punti decretati dall'algoritmo di Hammersley.

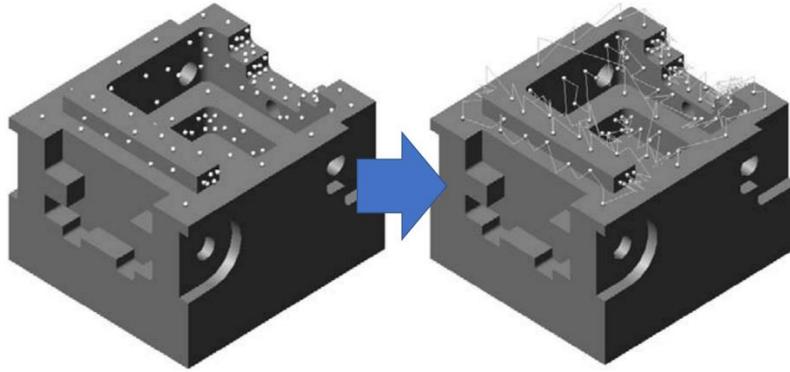


Figura 7.10 - Percorso ispettivo della sonda di una CMM che congiunge tutti i punti su una delle facce di un manufatto precedentemente determinato attraverso l'algoritmo di Hammersley (Cho, 2005)

Innanzitutto, il tragitto di ispezione deve essere costruito in funzione della coppia direzione-verso di avvicinamento della sonda demandata da ogni singolo punto di campionamento. Essa viene stabilita tenendo conto del vettore normale alla superficie e di un parametro booleano che indica se la forma geometrica è piena o cava (Vidosav D. Majstorovic *et al.*, 2015). Le combinazioni di direzione e verso attraverso le quali la sonda può concretamente accedere al pezzo sono solo cinque (denominate $+X$, $-X$, $+Y$, $-Y$ e $-Z$ in Figura 7.11); l'avvicinamento relativo alla sesta diade mancante è impedito dal contatto del manufatto con il piano di appoggio della CMM.

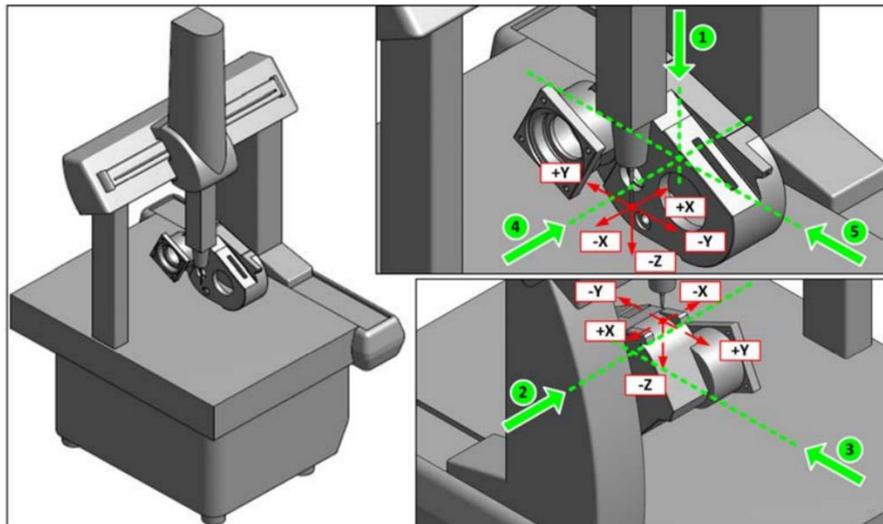


Figura 7.11 - Raffigurazione delle cinque combinazioni di direzione e verso di avvicinamento della sonda concesse da una CMM con piano di appoggio (Majstorovic, 2015)

Dopo che l'ipotetico tragitto ottimo è stato concettualmente definito, gli spostamenti della sonda da esso definiti vengono simulati per vagliarne l'efficacia. La traiettoria teorica concepita attraverso l'utilizzo dell'algoritmo del commesso viaggiatore viene quindi messa a confronto con quella derivante dalla simulazione, di effettiva realizzabilità: le differenze tra le due rivelano la presenza di urti tra la sonda e l'oggetto dell'ispezione (Figura 7.12), e vanno dipanati.

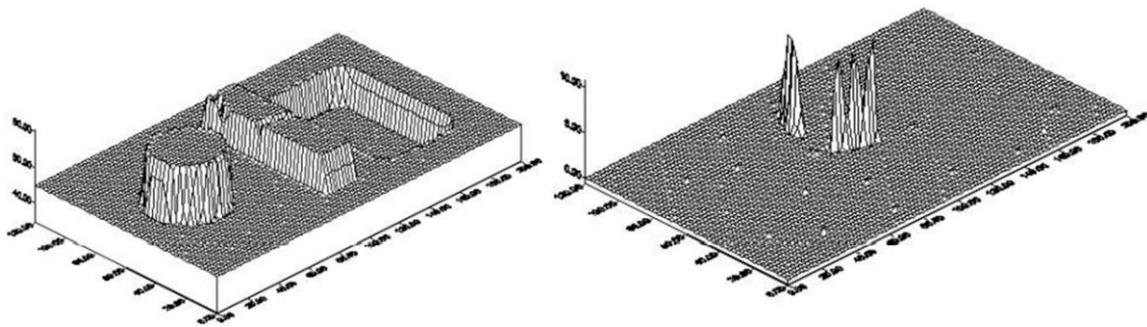


Figura 7.12 - Esempio di simulazione del percorso della sonda di una CMM per l'ispezione di un manufatto (sulla sinistra) e rilevazione dei casi di collisione tra quest'ultimo e la sonda derivanti dal confronto tra il risultato di simulazione e il tragitto teorico precedentemente definito con l'algoritmo del commesso viaggiatore (sulla destra) (Cho, 2005)

Lo scontro con il manufatto può avere duplice natura: ai casi in cui l'ingombro del pezzo ostacola la transazione diretta del tastatore tra due punti consecutivi il sistema trova rimedio attraverso l'aggiunta di un ulteriore punto-guida tra essi (come mostrato in Figura 7.13).

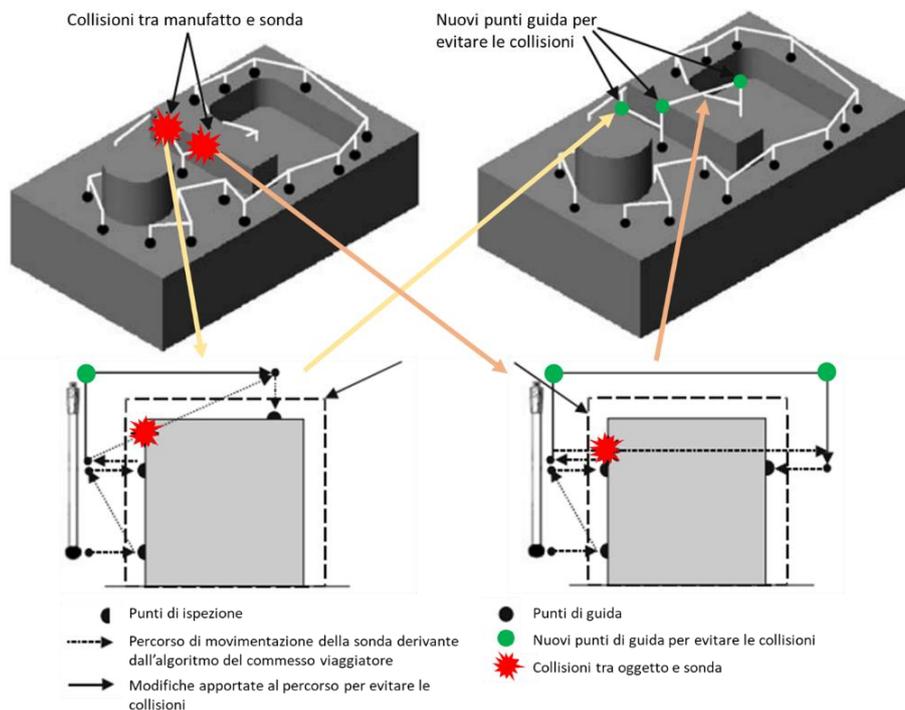


Figura 7.13 - Esempio di due casi di collisione tra manufatto e sonda risolti attraverso l'inserimento di nuovi punti di guida all'interno del percorso ispettivo (Cho, 2005)

Se invece la collisione avviene tra la superficie del manufatto e il sostegno della sonda, il punto di misurazione viene spostato del minimo indispensabile affinché il conflitto non avvenga (questo caso è illustrato in Figura 7.14).

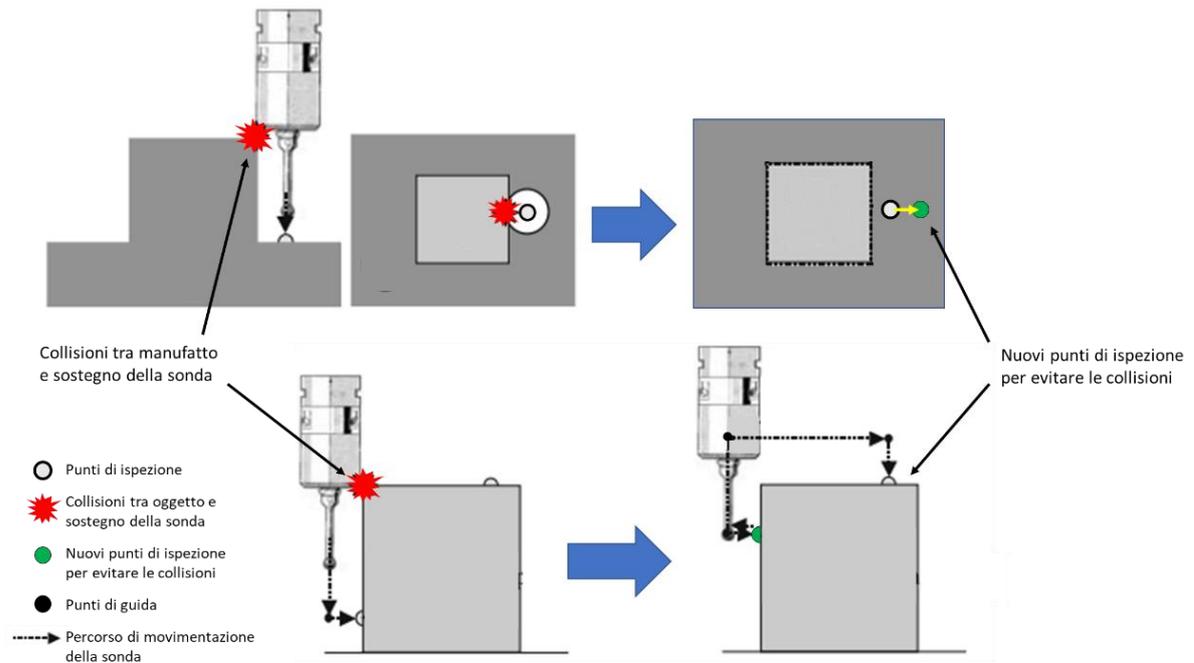


Figura 7.14 - Due esempi di collisione tra manufatto e sostegno della sonda risolti tramite lo spostamento di uno dei punti di ispezione (Cho, 2005)

Il processo iterativo di simulazione del percorso tattile con i progressivi aggiustamenti su esso viene ripetuto fino a quando non si ottiene la corrispondenza tra la traiettoria concettualmente formulata e la sua simulazione, il che è segno che tutti gli intoppi sono stati effettivamente risolti e il piano ispettivo è pronto per essere concretamente attuato.

7.2. Reti neurali e Deep Learning

I sistemi esperti basati su regole rappresentano oggi la soluzione scelta da gran parte delle imprese per effettuare controlli dimensionali e geometrici sui prodotti, oltre che per validare la presenza di tutti i componenti all'interno dell'assemblaggio e la loro locazione esatta. Essi si rivelano infatti strumenti di *quality control* estremamente efficaci all'interno di flussi produttivi costituiti da componenti pressoché stabili e di precisa manifattura, per i quali i fattori di qualità sono noti e si mantengono costanti.

La rigidità propria della struttura regolamentare su cui si basano le procedure ispettive attuate per mezzo di sistemi esperti non è tuttavia idonea a procedure di *quality control* di maggior complessità. Laddove i casi di difettosità sono difficili da quantificare e standardizzare, in quanto imprevedibili e caratterizzati da deviazioni considerevoli dovute anche alla presenza di variabili complicate da isolare, la programmazione che mira al loro riconoscimento si fa pressoché impossibile. In questi casi il *deep learning* basato su reti neurali si sostituisce in maniera eccelsa all'utilizzo degli algoritmi regolamentari: esso offre una flessibilità logica e decisionale

paragonabile a quella umana, ma estremamente più veloce e accurata. Per giunta, gli esiti risultanti da un controllo automatico godono di maggior oggettività, eliminando la componente discrezionale intrinsecamente presente nel giudizio umano.

Gli strumenti ispettivi basati sul *deep learning*, attraverso meccanismi di *clusterizzazione* e strutture reticolari per la derivazione delle cause legate ad un'anomalia, sono in grado di rilevare e valutare la natura delle variazioni tra dati. Queste tecnologie sono adatte a produzioni la cui ispezione prevede un certo grado di tolleranza delle discrepanze, sulla base del quale queste ultime verranno etichettate come "difetti" o al contrario ritenute accettabili al fine del controllo.

L'elemento fondante del *deep learning* abbiamo detto essere la tecnologia a rete neurale. Si tratta di sistemi *hardware* o *software* costituiti da plurime unità computazionali inserite all'interno di un grafo complesso, che si rifà alle connessioni neurali del cervello umano.

La potenza elaborativa dei sistemi basati su reti neurali non risiede nelle singole unità che ne fanno parte, le quali prese singolarmente sono in grado di operare in un ambito di valutazione piuttosto limitato, ma nella struttura reticolare nella quale esse sono inserite.

I dati di *input* inviati alla rete neurale si accingono ad un percorso elaborativo articolato, che si propaga lungo i diversi livelli computazionali e in parallelo (Figura 7.15). Gli esiti che ne risultano sono quindi frutto di un'analisi dettagliata: essa prende in considerazione una vasta gamma di variabili note ed è in grado di riconoscerne delle nuove e tenerne memoria per le future analisi. Un grande vantaggio offerto dalle reti neurali rispetto ai sistemi esperti è proprio la capacità di autoapprendimento, che consente loro di eseguire mansioni specifiche senza che siano state appositamente programmate per farlo. Questi sistemi, quindi, svincolano gli operatori dal preliminare sforzo configurativo richiesto per la formulazione della *knowledge* dei sistemi esperti, in quanto vengono addestrati attraverso la sola somministrazione di esempi di *training*. L'addestramento si ritiene ultimato e il sistema pronto ad operare quando esso, ricevendo in *input* gli stessi dati, restituisce esiti statisticamente equivalenti. Una volta in azione, il dispositivo "intelligente" continua ad apprendere dalle informazioni generate in corso d'opera, affinando progressivamente le proprie logiche analitiche e deduttive e arricchendo il proprio spettro di analisi sulla base dei diversi scenari che via via incontra.

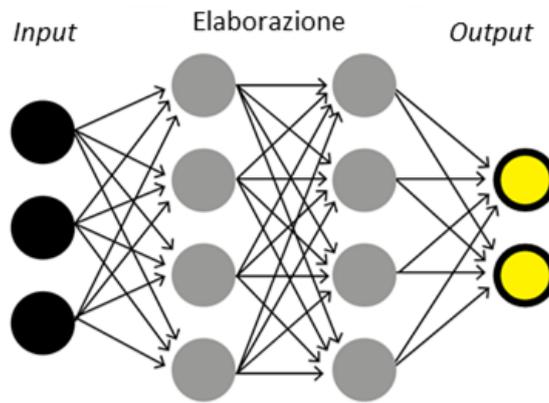


Figura 7.15 - Struttura a grafo direzionato con plurimi livelli computazionali rappresentativo delle tecnologie a rete neurale

Il *deep learning* sta approdando con successo nell'industria moderna con diversi potenziali applicativi, tra cui appunto rientrano procedure avanzate per il controllo qualità. Queste tecnologie rispondono in maniera celere ed efficace alla ricerca di graffi, ammaccature, scheggiature e simili difformità di complessa programmazione (Figura 7.16). Data l'imprevedibilità di fattori come dimensione, ubicazione e forma di tali difetti, un approccio ispettivo basato su regole è pressoché irrealizzabile. La tecnologia a rete neurale attribuisce maggior flessibilità al controllo automatizzato di quanto non facciano i sistemi esperti: essa riesce a emulare l'ispezione visiva umana, sfruttando le conoscenze apprese attraverso un approccio basato su esempi illustrativi di *training* e sull'analisi delle anomalie effettivamente rilevate sul campo.

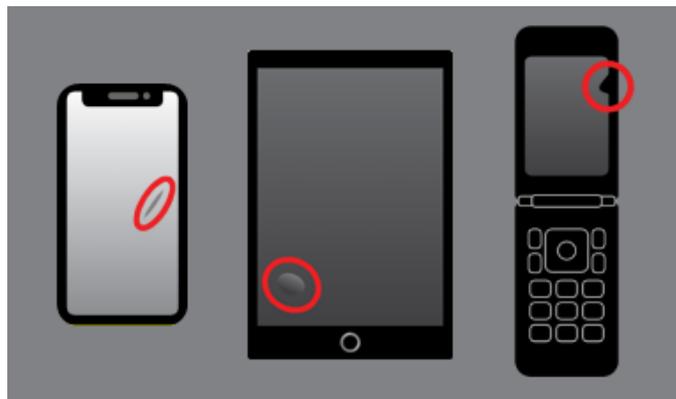


Figura 7.16 - Esempi di difetti di complessa programmazione, per l'alta variabilità e imprevedibilità di fattori quali forma e locazione, che possono essere rilevati efficacemente attraverso l'utilizzo della tecnologia a rete neurale

La conoscenza dei sistemi a reti neurali viene potenziata e affinata attraverso processi automatici di classificazione delle anomalie in famiglie di *cluster*. L'elaborato di Jay Lee (*et al.*) pubblicato nel 2014 illustra il consueto *iter* di *clusterizzazione* utilizzato dai sistemi basati sul *deep learning*. In occasione di ciascuna ispezione l'algoritmo di associazione effettua un confronto multi-variabile tra le nuove informazioni in *input* e i *cluster* costruiti precedentemente. Se il nuovo

campione, sulla base delle varianze attese, si dimostra idoneo ad essere inserito all'interno di un *cluster* già esistente verrà etichettato di conseguenza; inoltre, l'algoritmo e la variabilità del gruppo verranno aggiornati con i nuovi dati in entrata. Se, al contrario, l'ultimo campione è reputato troppo "distante" dai valori identificativi di ciascun *cluster* già esistente, esso non verrà assegnato a nessuno di questi e il sistema ne terrà memoria separatamente. Nel caso in cui vengano successivamente identificati un sufficiente numero di campioni non associabili ad alcun *cluster* già formato, con deviazioni multidimensionali ritenute statisticamente esigue, un nuovo *cluster* verrà generato *ad hoc* per rappresentare la nuova casistica identificata. Un esempio concreto di *clusterizzazione* delle modalità operative di processo per il monitoraggio del funzionamento di un forno di pirolisi industriale (Zhao, 2006) è descritto al Paragrafo 2.8 del Capitolo 2.

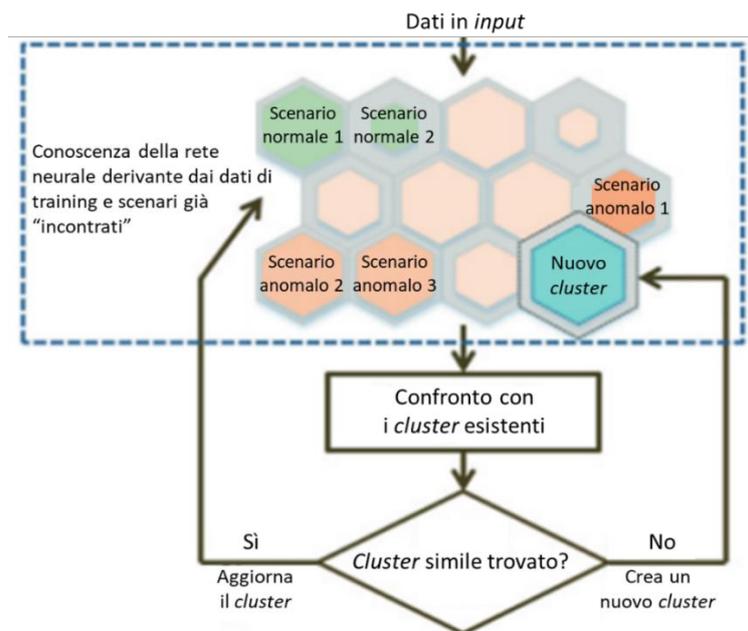


Figura 7.17 - Processo di clusterizzazione di scenari "normali" e anomali per la costruzione e arricchimento della conoscenza di una rete neurale (Lee, 2014)

I ragionamenti logici e l'articolata interrelazione tra dati che contraddistinguono i sistemi a reti neurali possono essere rappresentati graficamente per mezzo di una rete Bayesiana. Questa struttura logica viene utilizzata per il tracciamento delle cause primarie che stanno alla base di un'anomalia o di un difetto osservato sul prodotto. Questo processo di decomposizione della qualità, che se effettuato manualmente risulta altamente impegnativo e *time-consuming*, oggi può essere effettuato automaticamente e in maniera immediata dalle tecnologie a reti neurali. La loro potenza computazionale consente di considerare una vastissima quantità di variabili causali, e di introdurne di nuove "imparando" dai dati, superando i limiti insiti nell'analisi effettuata dall'uomo. La facilità con cui è oggi possibile derivare i fattori da cui deriva un difetto, solitamente plurimi e accoppiati, ha fatto sì che negli ultimi anni l'attenzione alla qualità si spostasse progressivamente da un controllo con *focus* sul prodotto ad uno incentrato sul processo.

Infatti, in quanto frutto dell'*iter* di lavorazione, le informazioni circa la qualità del manufatto possono essere sfruttate per generare intuizioni attraverso logiche di ragionamento a ritroso: è così possibile risalire allo stato di salute dei macchinari e accertare l'esatta sussistenza delle condizioni atte a garantire i livelli di *performance* richiesti. L'approccio moderno, rispetto al passato, attribuisce quindi maggior importanza alla supervisione della qualità del processo e al suo costante miglioramento attraverso azioni di manutenzione preventiva, in quanto punto di partenza per assicurare una buona qualità sul prodotto finale.

Jinfeng Liu (*et al.*), nella relazione da lui pubblicata nel 2021, illustra come si propaga gerarchicamente il tracciamento a ritroso della qualità lungo i diversi livelli di una rete Bayesiana. L'indice di *performance* complessivo del prodotto (o processo) viene scomposto in un *set* di attributi di qualità (come simmetria, parallelismo, precisione dimensionale e di forma). Vengono poi rappresentate le complesse relazioni causali tra questi e i rispettivi fattori di influenza. Essi includono parametri configurativi delle macchine di lavorazione e ispettive, il loro stato operativo ed eventuali guasti. Lacune di qualità possono tuttavia essere cagionate anche da materie prime scadenti, errori umani, impiego di attrezzature di elaborazione o misurazione non idonee, e ancora da condizioni ambientali sfavorevoli. Questi fattori si intrecciano e concorrono insieme a determinare una più o meno elevata qualità di prodotto.

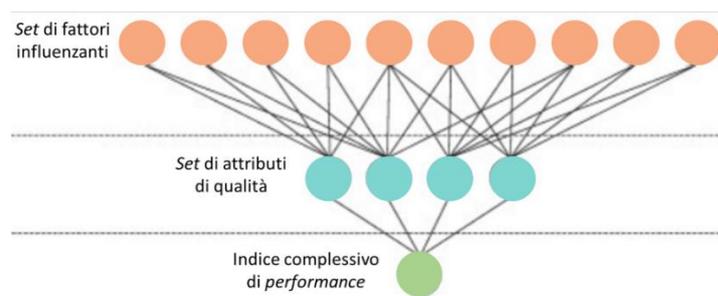


Figura 7.18 - Logica a rete Bayesiana multilivello utilizzata dalle tecnologie a reti neurali per il tracciamento a ritroso delle cause primarie di un'anomalia e per fare valutazioni previsionali circa la qualità di prodotti e processi in funzione di differenti combinazioni del set di fattori influenzanti

Le tecnologie a rete neurale utilizzano l'esperienza collezionata sul campo per attribuire un peso ai singoli fattori causali e quantificare sistematicamente il grado di influenza di ciascuno di questi sulle caratteristiche di qualità del prodotto. Le relazioni di subordinazione e accoppiamento tra nodi sono valorizzate rispettivamente attraverso probabilità condizionate e congiunte, così da stimare la probabilità di avveramento di anomalie e casi di difettosità in funzione dei parametri di influenza vigenti.

Le informazioni sulla qualità del prodotto, grazie a questo approccio di decomposizione gerarchica della conoscenza, costituiscono oggi un prezioso *feedback* che suggerisce modifiche ai parametri di lavoro finalizzate a migliorare l'efficienza e la qualità della produzione.

In quest'ottica incentrata al processo, la supervisione dello stato dei fattori influenzanti è favorita da altri strumenti messi a disposizione dalla tecnologia moderna; lo stato operativo e le *performance* di macchinari produttivi e ispettivi possono essere facilmente monitorati attraverso l'impiego di sensori. Jinfeng Liu (*et al.*), in un recente studio di ricerca (2021), propone inoltre l'utilizzo di speciali guanti cibernetici con sensore integrato, indossati dagli operatori che maneggiano il prodotto, per monitorarne il corretto svolgimento delle mansioni e identificare eventuali errori comportamentali umani.

Queste informazioni dinamiche, provenienti da diversi ambienti produttivi, possono essere raccolte da sistemi IoT e trasferite a dispositivi computazionali a rete neurale, che le elaboreranno per risalire alla fonte primaria di eventuali difformità rilevate sul prodotto o a scopi di analisi predittiva.

Il continuo processo di ottimizzazione, reso possibile da una logica di scomposizione a ritroso, è inoltre indirizzato alla creazione di sensori e dispositivi ispettivi sempre più sensibili e affidabili, in grado di considerare un gran numero di variabili situazionali, e così identificare e selezionare con precisione il parametro qualitativo di interesse anche in condizioni ambientali o di illuminazione “scomode” (Saranraj Karuppuswami *et al.*, 2020).

7.2.1. Un esempio applicativo di reti neurali in un processo multistadio per il monitoraggio *real-time* della qualità del prodotto e dello stato di salute dei macchinari

Questo paragrafo è dedicato all'esposizione di un complesso modello che sfrutta la tecnologia delle reti neurali artificiali nell'ambito di un processo produttivo multistadio al fine di supervisionare la stabilità di quest'ultimo e validare la qualità del manufatto in ciascuno *stage* dell'*iter* di lavorazione. Per l'appunto Pingyu Jiang (*et al.*), in un articolo di ricerca pubblicato nel 2012, esplicita il valore aggiunto che deriva da un peculiare controllo che a partire dal prodotto si estende allo stato operativo dei macchinari: un'analisi della qualità tempestiva e approfondita permette infatti di mitigare i danni legati alla propagazione dell'errore che caratterizza le produzioni comprensive di più *step* di trattamento.

Gran parte degli approcci convenzionali al controllo statistico del prodotto e del processo si concentrano sui singoli stadi di lavorazione, senza tener conto delle interdipendenze esistenti tra questi. La mancata corrispondenza di un attributo del pezzo agli *standard* di qualità può sì derivare da un comportamento errato o da una configurazione inadeguata del macchinario che manipola l'elemento in quel preciso stadio, ma anche da difetti originati nei precedenti *stage* di lavorazione. In Figura 7.19 è mostrato un esempio di come un difetto generato in un determinato *step* produttivo possa provocare la “nascita” di difformità aggiuntive nei successivi stati di

lavorazione. Le caratteristiche geometriche e i valori di coordinate rilevati sul pezzo, a cui il macchinario fa riferimento per compiere l'attività, potrebbero infatti risultare distorti, compromettendo la qualità della lavorazione incrementale effettuata nello stadio corrente. È quindi di fondamentale importanza gestire il fenomeno di propagazione dell'errore così da sfuggire ad un'esponenziale moltiplicazione difetti e a prodotti finiti che si allontanano significativamente dal loro modello di *design* (del quale è mostrato un esempio in Figura 7.19, a sinistra).

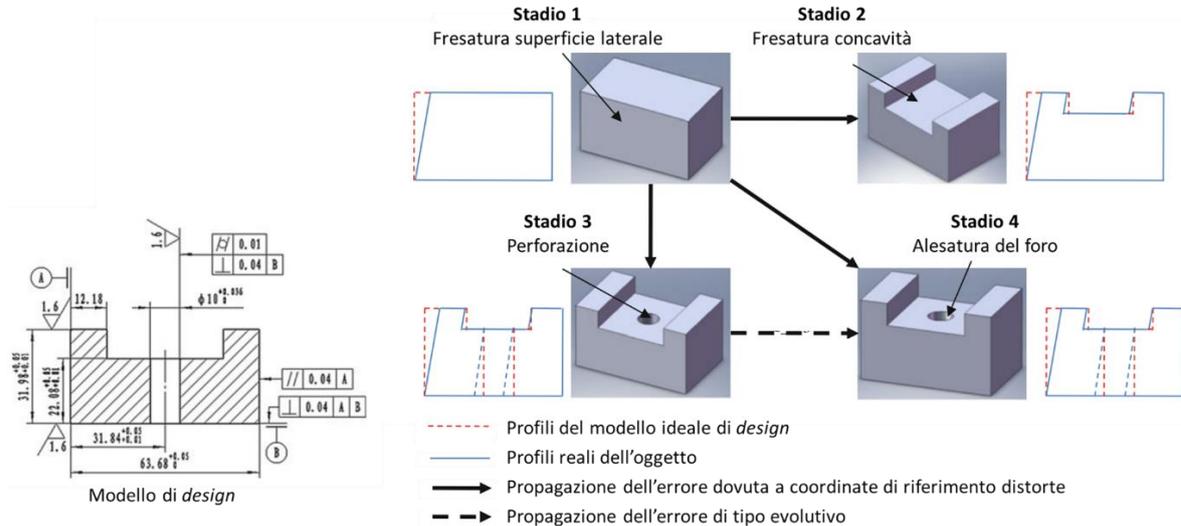


Figura 7.19 - Tre casi di propagazione dell'errore nei successivi stadi di lavorazione derivanti da un errore effettuato allo stadio 1 per un manufatto esemplificativo il cui modello di design, la valorizzazione degli standard geometrici/dimensionali e le rispettive tolleranze sono rappresentate sulla parte sinistra (Jiang, 2012)

A tal proposito Pingyu Jiang (*et al.*) propone l'utilizzo di un modello a rete neurale definito per ciascuno stadio di lavorazione.

Il primo passo consiste nella definizione, per ogni *stage* di elaborazione, dei parametri di qualità che dovranno essere misurati sul pezzo; infatti, data l'evoluzione del prodotto derivante dal suo progressivo processamento, i fattori di *performance* da rilevare nelle diverse stazioni del processo saranno differenti. Dopo di che andranno costruiti i legami di dipendenza tra questi, generando così una mappa rappresentativa del fenomeno di propagazione dell'errore (Figura 7.20).

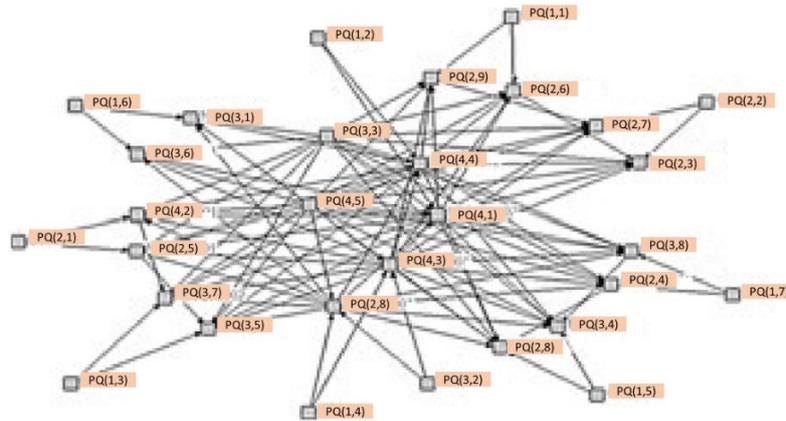


Figura 7.20 - Esempio di mappa di propagazione dell'errore che rappresenta i legami di dipendenza tra parametri di qualità del prodotto relativi a differenti stadi di lavorazione (Jiang, 2012).

$PQ(i,j)$: parametro di qualità j -esimo relativo allo stadio di lavorazione i -esimo

Ad ogni stadio un modello che segue le logiche della rete Bayesiana decompone ciascun parametro di qualità nei relativi elementi influenzanti. Tra questi ultimi rientrano i fattori relativi lo stato operativo dei macchinari che risiedono nello stadio interessato (rappresentati in Figura 7.21 attraverso quadrati di colore verde); a questi si aggiungono inoltre i caratteri di qualità relativi allo stadio precedente (triangoli arancioni in Figura 7.21), se correlati a quelli definiti allo *stage* corrente secondo la mappa di propagazione dell'errore.

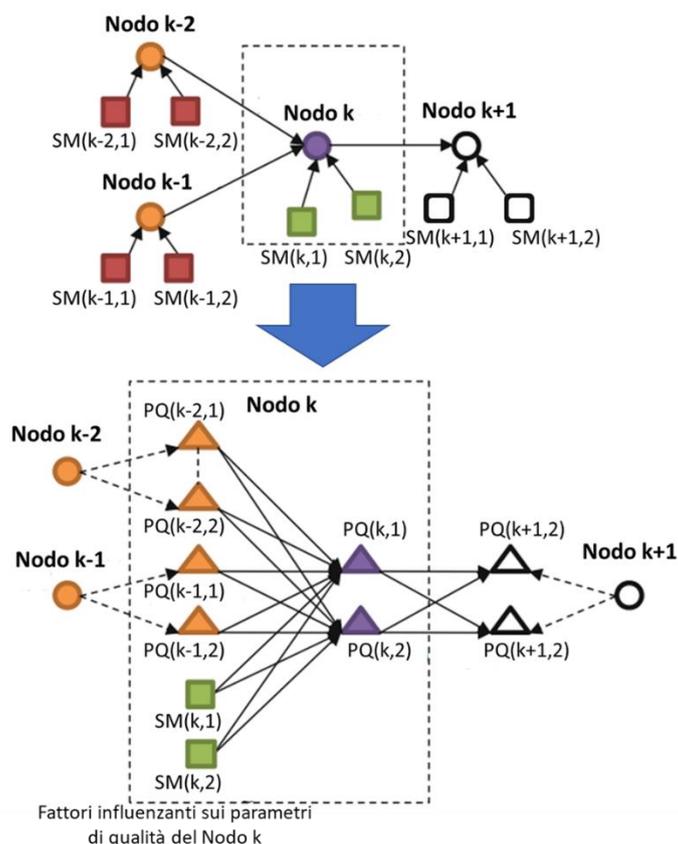


Figura 7.21 - Esempio di modello a rete Bayesiana definito per lo stadio di lavorazione k che decompone i parametri di qualità da ispezionare a tale stadio nei corrispettivi fattori influenzanti (Jiang, 2012).

$PQ(i,j)$: parametro di qualità j -esimo relativo allo stadio di lavorazione i -esimo;

$SM(i,j)$: stato operativo j -esimo dei macchinari operanti allo stadio di lavorazione i -esimo

Propedeoticamente il sistema elabora dati di *training*, costruiti per lo più attraverso metodi computazionali Monte Carlo; questi ultimi sono infatti in grado di definire in maniera celere e automatica campionamenti casuali anche di dimensioni molto elevate. A seguito dell'autoapprendimento basato sui dati fornitigli, il sistema valorizza il grado di influenza dei fattori causali sui parametri di qualità del pezzo.

La tecnologia a rete neurale utilizza la struttura di scomposizione logica così definita per effettuare ragionamenti *backward* mirati alla ricerca delle fonti causali di un difetto rilevato sul pezzo, ma anche per generare intuizioni *forward* circa la sua qualità presunta a partire dallo stato operativo corrente (Figura 7.23). Ad esempio, il sistema considera i livelli di carico che impegnano i diversi macchinari (rappresentati in forma di diagramma in Figura 7.22 sulla sinistra) assegnando una maggior probabilità di defezione della qualità in agli stadi di lavoro cosiddetti "colli di bottiglia". Allo stesso modo attribuisce un maggior peso di influenza alle macchine dal cui lavoro si originano i caratteri di qualità caratterizzati da un elevato grado di propagazione dell'errore (diagramma sulla destra in Figura 7.22); infatti il difetto cagionato da un loro malfunzionamento si tradurrebbe nella generazione a catena di una moltitudine di ulteriori difformità di qualità.

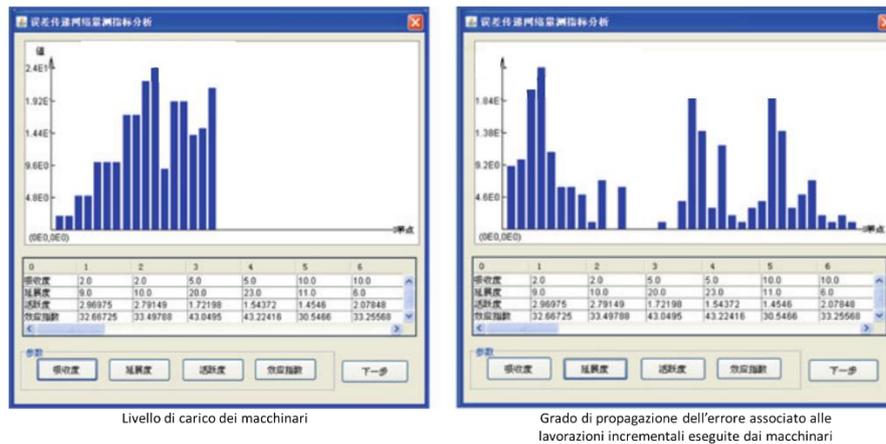


Figura 7.22 - Diagrammi per l'analisi dei livelli di carico dei macchinari (sulla sinistra) e del grado di propagazione dell'errore associato alle lavorazioni incrementali eseguite dai macchinari presenti nei diversi stati (sulla destra) (Jiang, 2012)

In occasione di ciascuna procedura ispettiva, perciò, viene effettuato un confronto fra le misure effettivamente rilevate sul manufatto e i dati previsionali; le divergenze riscontrate tra questi vengono sfruttate per affinare l'algoritmo di inferenza del sistema a rete neurale, così da renderlo capace di effettuare intuizioni sempre più in linea con la realtà.

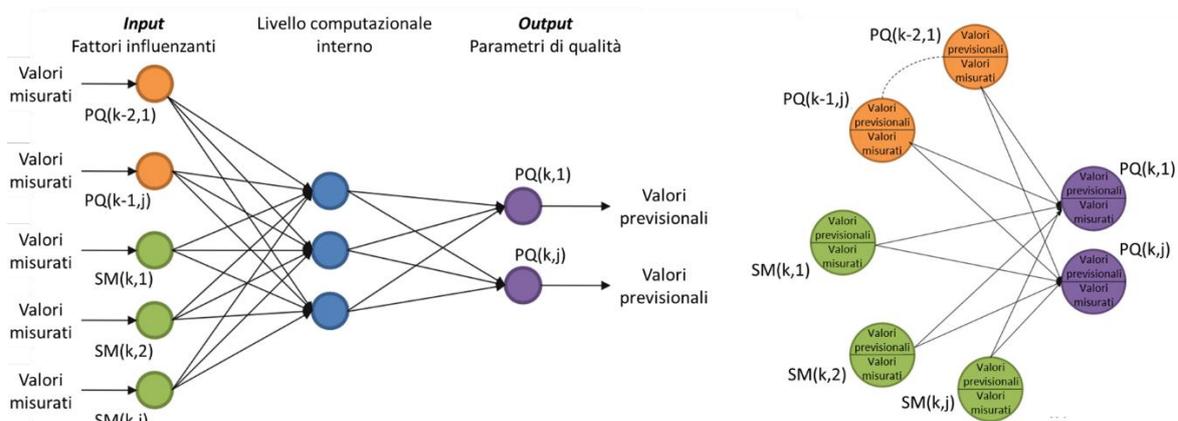


Figura 7.23 - Logica di ragionamento forward effettuata sul modello a rete Bayesiana per la previsione dei parametri di performance da misurare sul prodotto allo stadio di lavorazione k (Jiang, 2012).

$PQ(i,j)$: parametro di qualità j -esimo relativo allo stadio di lavorazione i -esimo;

$SM(i,j)$: stato operativo j -esimo dei macchinari operanti allo stadio di lavorazione i -esimo

La costante analisi dello stato di funzionamento delle macchine e l'utilizzo di metodi previsionali per la stima della loro vita residua permette di agire prontamente con interventi manutentivi o sostitutivi prima della loro effettiva degradazione. Ad un calo di guasti e carenze prestazionali delle macchine può conseguire una qualità del prodotto enormemente migliorata; l'attenzione alla manutenzione preventiva è infatti il miglior modo per *bypassare* i problemi di propagazione dell'errore.

L'approccio alla qualità avanzato da Pingyu Jiang (*et al.*) quindi va ben oltre la semplice validazione della *performance* del prodotto, contemplando l'utilizzo di *software* atti ad assicurare

lo stato di controllo del processo. Nello specifico, la deviazione e la stabilità del processo vengono stimate a partire dalle seguenti espressioni statistiche, calcolate in occasione di ciascuna procedura ispettiva t , su un campione di dimensione n e per ciascun parametro di qualità i :

$$\Delta_{M,it} = \frac{\bar{X}_{it} - \mu_{it}}{D_{it}} \quad \text{dove } D_{it} = \frac{USL_{it} - LSL_{it}}{2} \quad (\text{Equazione 7.1})$$

$$\Delta_{\sigma,it} = \frac{\sigma_{it} - \hat{\sigma}_{it}}{\sigma_{it}} \quad \text{dove } \sigma_{it} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (X_{itj} - \bar{X}_{it})^2}{n-1}} \quad (\text{Equazione 7.2})$$

$$\hat{\sigma}_{it} = \frac{\bar{R}_{it}}{d_2}$$

Chiariamo dunque il significato di alcuni termini che compaiono nelle equazioni appena enunciate. Con \bar{X}_{it} e σ_{it} si fa riferimento alla media e alla deviazione campionarie, relative alla caratteristica di qualità i e al controllo effettuato al tempo t .

$\hat{\sigma}_{it}$, la cui espressione è esplicitata nello spazio sovrastante, è utilizzato come stima della deviazione del processo. I suoi fattori costituenti sono: la media dei range campionari calcolati fino al tempo t per la caratteristica i (\bar{R}_{it}) e d_2 , parametro tabellato valorizzato in funzione della numerosità n del campione.

Con gli acronimi μ_{it} , USL_{it} e LSL_{it} si allude invece ai dati di specifica: rispettivamente al valore *target* e ai limiti superiore e inferiore predefiniti per la dimensione i e la procedura ispettiva da effettuarsi in t . Il fatto che le indicazioni di specifica non siano fisse per ogni caratteristica di qualità ma mostrino il pedice t , al pari dei dati campionari, rende il sistema di controllo maggiormente flessibile e adattivo: esso può così eseguire controlli personalizzati ricevendo in *input* le specifiche definite dal cliente per quel determinato lotto, che sarà ispezionato al tempo t . Inoltre, modifiche apportate al valore *standard* e ai limiti di tolleranza possono derivare da ragionamenti effettuati sui dati storici e iniziative di continuo miglioramento incrementale della qualità del processo e del prodotto.

In occasione di ogni ispezione effettuata ad un preciso stadio di lavorazione, la coppia di valori $\Delta_{M,it}$ e $\Delta_{\sigma,it}$ viene calcolata e riportata automaticamente su un diagramma cartesiano dedicato al monitoraggio dello stato del processo relativamente al parametro di qualità i . I punti di coordinate $(\Delta_{M,it}, \Delta_{\sigma,it})$ che fanno riferimento allo stesso *stage* di lavorazione vengono collegati così da rappresentarne l'andamento temporale (Figura 7.24). Questa rappresentazione grafica dà nell'immediato una visione comprensiva di tutti gli stadi del processo, circa le deviazioni e la stabilità di quest'ultimo per un determinato parametro di qualità, mettendo in luce eventuali oscillazioni di ampiezza eccessiva.

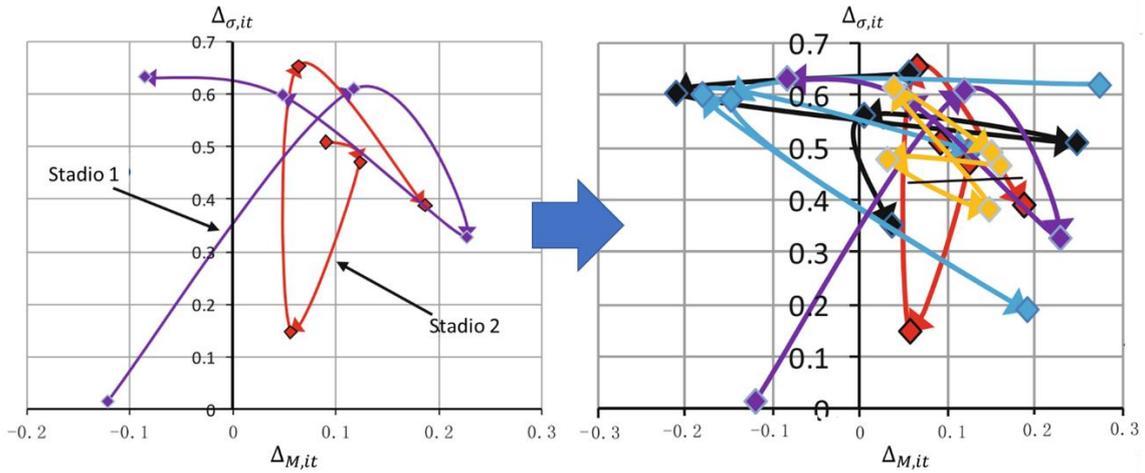


Figura 7.24 - Diagramma cartesiano in cui viene rappresentato, per ogni singolo stadio di lavorazione, l'andamento temporale della coppia di valori $(\Delta_{M,it}, \Delta_{\sigma,it})$ per la valutazione della deviazione e della stabilità del processo (Jiang, 2012)

Il modello di Pingyu Jiang (*et al.*) mostra inoltre un evidente orientamento alle politiche di manutenzione predittiva: i danni sulla qualità del prodotto derivanti da un malfunzionamento di un macchinario possono essere evitati prevedendo il guasto e intervenendo prima che esso si verifichi. La probabilità di *default* per ciascun macchinario nei diversi istanti di tempo futuri t viene stimata automaticamente dal sistema attraverso logiche predittive basate su modelli di regressione logistica:

$$P_t = \frac{e^{\alpha + \sum_{k=1}^K \beta_k X_{kt}}}{1 + e^{\alpha + \sum_{k=1}^K \beta_k X_{kt}}} \quad (\text{Equazione 7.3})$$

Si può facilmente notare che la probabilità di guasto di un macchinario varia in funzione delle diverse combinazioni dei K parametri operativi (X_{kt}) che ne delineano il preciso funzionamento, come ad esempio la profondità di passata, la vibrazione radiale o assiale, la temperatura.

Il vettore di parametri di lavorazione ottimo viene ricercato per ciascun macchinario per mezzo di logiche decisionali basate sulla funzione di Lagrange.

Per quanto riguarda la quantificazione dell'intercetta α e dei coefficienti β_k del modello regressivo, essa ha luogo durante la prima fase di autoapprendimento basato sui dati di *training*. Il modello regressivo viene poi continuamente affinato a seguito del confronto tra le stime preventivate e l'effettivo grado di degradazione della macchina successivamente riscontrato.

7.2.2. Applicazione di un *framework* olistico e “intelligente” basato sul *Machine Learning* per il controllo del prodotto, il monitoraggio e la manutenzione del processo

Un sistema olistico reputato di significativo interesse nell’ambito dei temi trattati nel corrente elaborato di tesi è quello proposto da Yuval Cohen (*et al.*) in un articolo di ricerca pubblicato nel 2021.

Esso, infatti, sfrutta il potenziale offerto dalla trasformazione tecnologica e digitale per favorire l’incremento della qualità del prodotto attraverso processi di controllo, prognosi e manutenzione automatici. Questo *framework* di *quality control* è stato appositamente progettato per rispondere ai bisogni della moderna Industria 4.0 e richiama numerosi dei suoi pilastri fondanti quali *Artificial Intelligence*, *Machine Learning*, *Digital Twin* e programmi di simulazione previsionale. La complessa struttura, organizzata in quattro moduli *software* strettamente interconnessi e costantemente coordinati, è in grado di eseguire in autonomia analisi “a tutto tondo”; queste, oltre a testare la corrispondenza dei manufatti alle specifiche, includono il monitoraggio dello stato del processo e iniziative decisionali con il fine di agire alla radice per ridurre i casi di anomalia e incrementare la qualità del prodotto.

Il primo modulo *software* (Modulo 1) contemplato dal *framework* ideato da Yuval Cohen (*et al.*) riceve i dati rilevanti relativi al prodotto, al processo e all’ambiente di lavoro; questi sono generati da appositi sensori posizionati a livello di *shopfloor* e trasmessi al sistema di controllo tramite reti IoT. Questo modulo verifica automaticamente che le misure effettuate sul prodotto siano contenute entro i limiti di tolleranza definiti per quello specifico parametro di qualità, dopodiché le riporta su una carta di controllo al fine di identificare eventuali tendenze anomale nel corso del tempo. Nel caso in cui si verifichi l’effettiva osservazione di inconsueti *trend* del processo viene invocato un secondo modulo *software* (Modulo 2), di cui parleremo in seguito, perché ne indaghi le cause.

L’identificazione di andamenti irregolari della sequenza temporale dei dati presuppone l’utilizzo di modelli di controllo statistico di processo (SPC) ma, contrariamente al loro convenzionale utilizzo in forma statica, essi possono godere di un continuo affinamento grazie al *Machine Learning* offerto dalle tecnologie di *Artificial Intelligence*.

Il modulo *software* in questione, inoltre, analizzando parallelamente i dati di qualità del prodotto e quelli di processo derivanti dai sensori, effettua modifiche ai parametri di lavorazione con il fine di ridurre il *gap* tra le misure effettive e il valore desiderato per quella data dimensione.

Yuval Cohen (*et al.*) dimostra l’effettiva validità della sua proposta illustrando la sua implementazione all’interno di un caso concreto: nello specifico si concentra sul controllo dell’uniformità di spessore di un manufatto in silicio la cui produzione è solo parzialmente automatizzata. Il valore di questa dimensione deriva per l’appunto da un processo di lucidatura i

cui fattori influenzanti principali sono pressione, velocità e temperatura, ma anche proprietà del tampone e del fluido lucidanti. Questi parametri di lavorazione sono sottoposti a progressivi aggiustamenti a seguito di un'analisi delle evidenze di qualità del prodotto. Ad esempio, le serie storiche riportate in Figura 7.25 mostrano una chiara dipendenza dello spessore del manufatto dalla velocità di lucidatura, nello specifico una correlazione inversa. Inoltre, gli ultimi punti della sequenza temporale identificano misure di spessore inaccettabili, in quanto valicano il limite superiore di tolleranza; esse derivano evidentemente da velocità di lucidatura eccessivamente basse, per cui l'urgenza di aumentare i valori di tale parametro di lavoro viene comunicata agli operatori e la ricerca delle cause primarie del deterioramento della velocità viene affidato al Modulo 2.

Il Modulo 1 integra quindi metodi di controllo statistico del processo (SPC), per l'identificazione dei casi di anomalia, e algoritmi di controllo automatico, per la correzione dei parametri di lavorazione. Tuttavia, l'utilizzo dei metodi tradizionali di SPC all'interno di contesti caratterizzati da alta automazione si dimostra scarsamente efficiente: la presenza di numerose autocorrelazioni tra variabili genera spesso rallentamenti nel riconoscimento dei casi di anomalia. Per tale motivo questo *framework* avanzato non fa uso di modelli predefiniti di SPC ma questi vengono costruiti "da zero" attraverso l'apprendimento automatico dai dati, basato sul *Machine Learning*; le interdipendenze tra le variabili vengono quindi dedotte dalle risultanze del controllo automatico del processo.

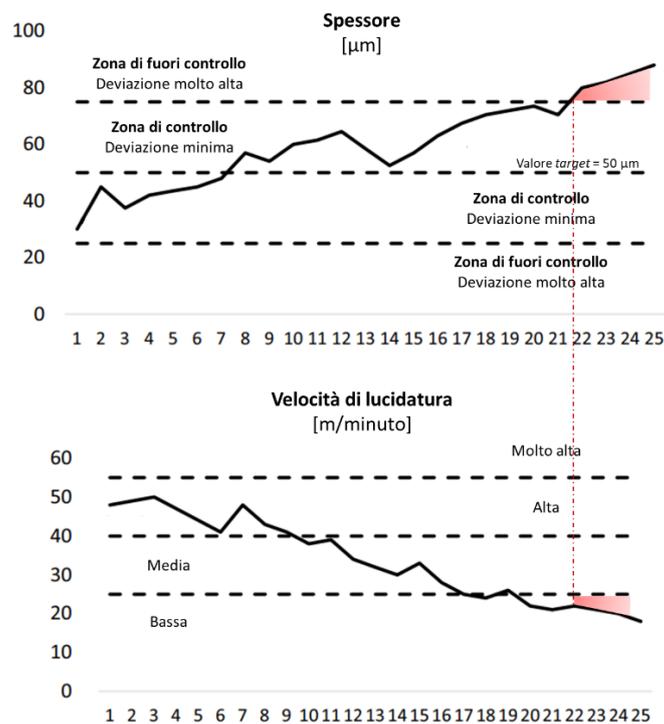


Figura 7.25 - Esempio di carte di controllo costruite dal Modulo software 1 descritto da Yuval Cohen (2021) per identificare e quantificare i rapporti di dipendenza tra caratteristiche di qualità e i rispettivi fattori influenzanti, in questo caso specifico rappresentati rispettivamente dallo spessore dell'oggetto e dalla velocità di lucidatura

Quando il modello di SPC rileva una deriva o una situazione di fuori controllo del processo viene invocato un secondo modulo *software* (Modulo 2), che ha il compito di indagarne le cause profonde. Esso riceve in *input* dal Modulo 1 le serie storiche delle misure relative al prodotto, al processo e all'ambiente di lavoro e le segnalazioni dei comportamenti anomali; queste informazioni vengono inoltre integrate con quelle provenienti da altri controllori e da una ricerca automatica effettuata su *Internet* per processi e condizioni di lavoro simili a quelli analizzati. Questo insieme di dati provenienti da fonti eterogenee viene filtrato da un *gateway* che ne acconsente l'interoperabilità.

Nel caso esemplificativo illustrato da Yuval Cohen (*et al.*) le cause prime dei comportamenti anomali segnalati dal Modulo 1 vengono ricercate indagando le condizioni di lavoro degli operatori e quelle ambientali, riconosciute come fattori influenzanti dei parametri di lucidatura. Il modello sfrutta un meccanismo di decomposizione delle variabili causali basato sul *clustering* dei diversi scenari possibili e ad analisi "what-if", la cui costruzione proviene dalle intuizioni suscitate da dati di *training* e dati storici. Ad esempio, nel caso di "fuori controllo" presentato in Figura 7.25, la causa principale del calo della velocità di lucidatura viene identificata nella combinazione di fattori influenzanti quali umidità e fatica dei lavoratori. Infatti, come si evince dall'arborescenza in Figura 7.26, se in condizioni normali l'evenienza che la velocità di lucidatura scenda al di sotto dei 20 metri al minuto può considerarsi remota (con una probabilità del 10%), assai differente è lo stato contraddistinto da alta umidità e alti livelli di fatica degli operatori: qui la probabilità che la velocità di lucidatura assuma valori molto bassi, e di conseguenza lo spessore del manufatto risulti inaccettabile, raggiunge addirittura il 50%.

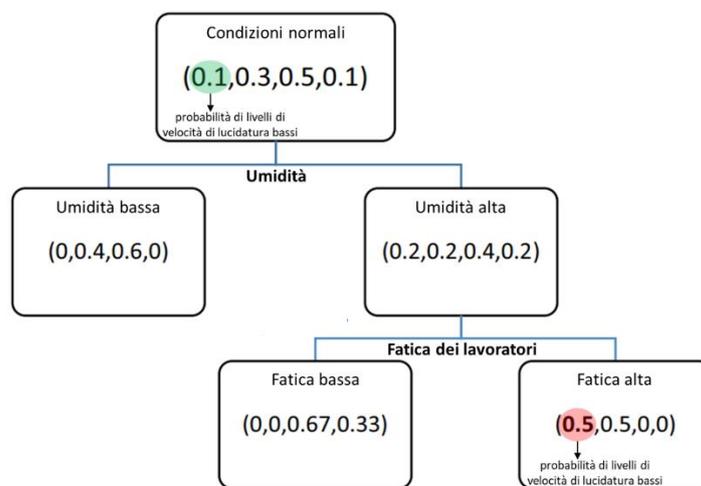


Figura 7.26 - Esempio di clusterizzazione degli scenari in struttura arborescente, creata dal Modulo software 2 designato da Yuval Cohen (2021) per la ricerca delle cause profonde che stanno alla base di un'anomalia

Oltre alla *cause-analysis* il Modulo 2 ha anche il compito di analizzare le tendenze del processo così da rivelare cambiamenti comportamentali dei fattori influenzanti già presenti nel modello e individuarne di nuovi. Infatti, i meccanismi di compensazione e adattamento dei parametri di

lavorazione attuati dal Modulo 1 si basano su algoritmi di *Machine Learning* che necessitano di ricorrenti aggiornamenti. L'efficacia di algoritmi di apprendimento automatico statici, che non si adattano ai cambiamenti del processo così come la nascita di nuovi fattori influenzati, risulterebbe compromessa, con ricorrenti "falsi positivi". Lo scopo del Modulo 2 è quindi quello di attribuire dinamismo al modello, derivando una sua versione aggiornata ogni qual volta questo, a causa di un'evoluzione del processo, non si dimostri più sufficientemente preciso.

Per riconoscere i cambiamenti dei fattori di processo, questo modulo *software* riceve costantemente informazioni dai sensori in modo da avere una visione aggiornata e completa dell'ambiente e delle condizioni di produzione.

In breve, il Modulo 2 ha il ruolo di identificare sia le cause primarie delle anomalie che eventuali evoluzioni e nuove generazioni dei fattori di processo, tuttavia la scelta dell'azione che ovvi a tali criticità è affidata ad un terzo *software* (Modulo 3). Esso elabora informazioni fornitegli dal Modulo 2 ed è in grado di valutare in totale autonomia la convenienza o meno di un eventuale intervento.

La tecnologia del gemello digitale viene utilizzata per ottenere una chiara visione del processo per quanto riguarda il suo stato attuale ma anche per simularne dettagliatamente le evoluzioni future. Quindi si esegue una prima proiezione dei parametri fondamentali di lavorazione, in continuità con le tendenze correnti e in assenza di eventuali interventi correttivi; in questo modo è possibile valutare il grado di criticità del problema e stimarne i tempi di aggravamento nel caso in cui si decida di non porgli alcun rimedio per il momento. A questa prima previsione ne seguono altre: tante quante sono le possibili alternative di intervento dettate dai diversi scenari "*what-if*". Infine, il Modulo 4, confrontando i risultati ottenuti nei diversi scenari, è in grado di selezionare l'opzione di maggior efficacia.

Nei casi in cui il problema venga valutato di bassa priorità, in quanto di entità contenuta e lenta degenerazione, e i miglioramenti conseguibili attraverso un qualsivoglia intervento siano esigui, il sistema rimanderà al futuro la scelta di un'eventuale azione correttiva. Laddove l'intervento selezionato richieda un'implementazione manuale o il sistema si mostri incerto nella scelta della soluzione migliore, viene invocato un operatore umano a cui viene trasferito l'onere di risoluzione del problema. Qualora invece il Modulo 3 riesca ad individuare chiaramente l'azione più consona tra le candidate e sia in grado di attuarla in totale autonomia, la comunicazione con l'uomo avverrà a solo scopo informativo ma nessun interessamento attivo sarà egli richiesto. Il sanamento automatico del processo comprende interventi di varia natura: da modifiche dei parametri di lavorazione, alla sostituzione del pezzo difettoso, fino alla decisione di riavviare o arrestare il sistema produttivo o una parte di esso a scopi manutentivi.

Dopo aver avviato l'intervento automatico il Modulo 3 comunica agli altri moduli le modifiche da apportare ai coefficienti ponderali degli algoritmi di *Machine Learning*; esse rispecchieranno i cambiamenti attesi sul processo coerentemente all'azione implementata. Correzioni al modello

di apprendimento automatico possono altresì costituire la risposta a cambiamenti significativi o nuove generazioni di fattori di processo segnalati dal Modulo 2.

Nonostante il sistema sia in grado di agire nella maggior parte dei casi in maniera totalmente autonoma, esso provvede ad informare costantemente gli operatori circa le azioni e le iniziative ottimizzanti selezionate. Il *framework* può essere eventualmente configurato in modo che l'effettiva implementazione dell'intervento proposto dal sistema avvenga solo a seguito dell'avvenuto *feedback* di conferma da parte di un operatore. In ogni caso quest'ultimo può sempre intervenire per apportare modifiche all'intervento automatico qualora lo ritenesse inadeguato o migliorabile. Per comunicare casi di difettosità, tendenze anomale, evoluzioni o di scoperte di fattori di processo, azioni correttive automatiche, così come per invocare l'intervento umano quando necessario, il *framework* illustrato da Yuval Cohen (*et al.*) si serve di un ultimo modulo *software* (Modulo 4). Esso rappresenta quindi il punto di contatto tra uomo e sistema.

CONCLUSIONI

L'ecosistema produttivo sta vedendo negli ultimi decenni una celere e consistente evoluzione tecnologica, diffusa a livello globale. Un costante aggiornamento e allineamento da parte delle imprese dei propri processi produttivi e ispettivi alle nuove soluzioni innovative e digitalizzate è diventato quindi un fattore imprescindibile per il raggiungimento e il mantenimento di una posizione competitiva di successo.

L'automazione di strumenti e processi, incrementando la rapidità di esecuzione delle attività ispettive, ha potenziato i controlli campionari all'interno di molte aziende; talvolta l'approccio a campione è stato addirittura abbandonato per estendere il controllo alla totalità degli elementi in produzione. Tuttavia, è bene ricordare che un controllo di tipo campionario ha effetti "benefici" sui livelli di qualità offerti nei rapporti di fornitura: il rischio di vedersi rifiutati interi lotti di fornitura, a seguito dell'ispezione di una piccola porzione di elementi che ne fanno parte, incentiva i *supplier* a concentrarsi sulla qualità offerta. La diffusa tendenza a preferire controlli a tappeto su quelli campionari ha quindi il rischio di innalzare nei prossimi anni i livelli di difettosità medi offerti nei rapporti di fornitura.

Una tematica rilevante per l'implementazione di un sistema di *quality control* efficiente e al contempo efficace è l'interoperabilità tra *software*, oggetti, macchinari e operatori coinvolti nei processi: la risposta a questa necessità è oggi comunemente riconosciuta nell'IoT. Attraverso un'infrastruttura di controllo olistica e interconnessa è infatti possibile rilevare, gestire e analizzare le informazioni sulla qualità in modo integrato e trarne immediate conclusioni, così da evitare gli sprechi e i danni cagionati da eventuali richiami tardivi di interi lotti di produzione.

I moderni sistemi di *quality control* caratterizzati dalla coesistenza e dall'efficace coordinamento di elementi fondanti dell'Industria 4.0 come sensoristica, reti IoT, PLC e *software* di *cloud computing* sono in grado di eseguire un controllo *real-time* sulle diverse fasi produttive e di generare, collezionare ed elaborare enormi quantità di dati in maniera pressoché istantanea, grazie alla loro immane potenza di calcolo.

I tradizionali approcci ispettivi e di gestione dei dati di qualità effettuati manualmente e su carta da parte di operatori addetti non sono più consoni al raggiungimento degli obiettivi di *performance* e customizzazione richiesti alle imprese, soprattutto a causa della scarsa integrazione fra informazioni generate nelle diverse fasi di produzione e ai tempi richiesti per la loro analisi.

La scelta di cavalcare l'onda della trasformazione tecnologica rappresenta quindi una grande occasione per le aziende di miglioramento e ottimizzazione delle procedure di controllo qualità, senza che ciò comporti un aggravio dei costi o rallentamenti. Una costante e automatica comunicazione tra gli elementi presenti sul piano dello *shopfloor* e tra questi e i sistemi informativi

aziendali consentirebbe di dotare gli oggetti di “intelligenza” e “autoconsapevolezza”, rendendoli capaci di auto-identificarsi all’interno del processo; ciò permetterebbe al sistema di fornire automaticamente le informazioni configurazionali e di controllo derivanti dai rispettivi gemelli digitali, con il conseguimento di alti livelli di automazione. La ricerca infatti è, e sarà nei futuri anni, impegnata nella messa a punto di sistemi di ispezione quanto più possibile autonomi e flessibili nel comprendere la tipologia di controllo richiesta dallo specifico elemento da ispezionare, e nel rilevare e affrontare eventuali difettosità e anomalie.

L’adozione di un sistema di *quality control* riconfigurabile sulla base dei requisiti di qualità associati ad oggetti “*smart*”, oltre che portare ragguardevoli risparmi, fornirebbe la soluzione per rispondere al recente fenomeno di *mass customization*: permetterebbe infatti di processare, controllare e immettere sul mercato grandi quantità di prodotti altamente personalizzati. L’avvento di dispositivi ispettivi riconfigurabili ha consentito l’automazione dei processi di controllo qualità all’interno di produzioni caratterizzate da una grande varietà di prodotti e requisiti di qualità individuali e in rapida evoluzione, escludendo la necessità di investire in plurimi dispositivi dedicati. Il costo da pagare per tale flessibilità ispettiva è legato ai tempi di riconfigurazione e calibrazione dei macchinari, necessari in caso di introduzione di una nuova tipologia di prodotto non ancora processata, e a quelli di riattrezzaggio dei macchinari da effettuare in occasione di ciascun cambio-prodotto. Per questi motivi in ambienti caratterizzati da lotti di dimensioni molto piccole, prossime all’unità, spesso ci si limita ad un utilizzo del digitale in qualità di supporto all’attività degli operatori. L’automazione delle pratiche di controllo qualità in questi contesti produttivi è quindi un tema che necessita ancora di indagini più approfondite.

I benefici che il controllo qualità ha tratto dall’avvento del digitale, come abbiamo visto, non sono pochi; le imprese spesso, allettate dal suo potenziale di efficientamento, ricorrono ad un frettoloso impiego di tecnologie innovative con l’errata convinzione di poter affidar loro “in toto” lo svolgimento dei processi ispettivi. I moderni dispositivi di controllo qualità necessitano al contrario dell’assistenza di operatori altamente qualificati. Una configurazione delle macchine che renda possibile la loro automazione richiede un notevole impegno intellettuale; i campioni ad esse somministrate per la propedeutica procedura di calibrazione devono essere costruiti con cura, in modo da rendere il sistema in grado di riconoscere e discernere dal segnale utile tutti i fattori distorsivi che possano inficiare la veridicità delle misure.

La possibilità di estendere i controlli fino ad un controllo integrale sulla produzione non deve trarre quindi in inganno: molte imprese associano il controllo a tappeto automatico all’idea di un totale azzeramento dei difetti, pensando alle moderne tecnologie ispettive come ad idilliaci operatori efficienti ed infallibili. Il rischio è quello di affidare ciecamente il processo di controllo ad un macchinario che, se non gestito adeguatamente, può fallire in maniera ricorrente.

Un’altra criticità è legata al forte impatto del rumore e all’errore di campionamento e di quantizzazione che deriva dalla conversione di segnali analogici di natura continua in dati discreti

digitali. Questo fenomeno, spesso sottovalutato, può causare considerevoli quantità di falsi allarmi, così da rendere dubbio il vantaggio economico conseguito rispetto alle procedure tradizionali. La ricerca della soglia ottima di filtraggio, atta a mitigare l'effetto rumore, non è un'operazione banale e comunque presuppone l'assunzione del rischio che più o meno casi di anomalia non vengano identificati. Sorge quindi spontaneo interrogarsi sulla qualità e sull'effettivo contenuto informativo dei vastissimi volumi di dati generati dalle moderne tecnologie di controllo.

L'alto rumore a cui sono affetti i segnali prodotti dai sensori utilizzati dai moderni dispositivi di ispezione rende inoltre critico il riconoscimento di un eventuale loro guasto; il loro corretto funzionamento va costantemente monitorato attraverso la frequente esecuzione di *test* che riproducano le condizioni più sfavorevoli di rilevazione. Risulta dunque evidente come il minor impiego di risorse nell'esecuzione delle mansioni di controllo sui prodotti venga parzialmente controbilanciato dalla necessità di personale formato preposto alla gestione e alla supervisione dei dispositivi digitali. L'orientamento suggerito per i futuri studi è quindi la ricerca di soluzioni che consentano di ridurre il rumore o discernerlo con maggior chiarezza dal segnale utile, così da mitigare l'effetto deviante apportato da dati di scarsa qualità e di esternare con maggior chiarezza eventuali malfunzionamenti dei sensori.

Infine, abbiamo visto come il nuovo potenziale di processamento di ingenti volumi di dati e le tecnologie messe a disposizione dall'applicazione dell'*Artificial Intelligence* e del *Machine Learning* abbiano generato una nuova opportunità per combinare l'ispezione sulla qualità dei prodotti e la manutenzione dei processi produttivi; l'obiettivo per i prossimi anni è quello di realizzare sistemi per un controllo delocalizzato, che siano in grado di monitorare e curare se stessi in quasi totale autonomia. Il mezzo di garanzia sulla qualità dei prodotti immessi sul mercato si sta quindi via via spostando da un controllo da effettuarsi sul prodotto ad un *focus* sempre più incentrato allo stato di salute del processo: il tradizionale approccio *quality-control-based* sta quindi a mano a mano perdendo il ruolo da "attore protagonista" per lasciare il posto ad una visione *quality-assurance-based*.

In tal senso si muovono anche le metodologie di controllo statistico del processo: il progressivo abbandono dei tradizionali metodi di controllo statistico univariato e la propensione all'utilizzo del più recente controllo di processo multivariato, è infatti stato favorito dal digitale. Ad esso si deve la possibilità di rilevare un gran numero di variabili di processo, grazie alla cosiddetta "sensorizzazione" del parco-macchine, e poi di gestirle e analizzarle grazie anche all'ausilio di tecnologie di intelligenza artificiale. I modelli multivariati, oltre che la semplice media e varianza, esplorano le covarianze e quindi le correlazioni tra variabili, manifestando con maggior evidenza eventuali casi di fuori controllo del processo. Metodi multivariati come il PCA (*Principal Component Analysis*) e il PLS (*Partial Least Squares*) consentono di trattare grandi volumi di dati ad alto rumore, e un gran numero di variabili di processo: le variabili

processate, infatti, vengono proiettate all'interno di uno spazio di dimensionalità inferiore. Tuttavia, i metodi di controllo del processo multivariato si basano su alcune assunzioni, come quella che i campioni siano estratti da un processo descritto da una distribuzione gaussiana multivariata e siano tra loro indipendenti, oltre che identicamente distribuiti. La violazione di questa ipotesi è quasi scontata se applicata ai *big data* digitali: questi, oltre ad essere più "rumorosi", presentano in genere una maggior complessità, e raramente hanno natura gaussiana e lineare. I recenti approdi della ricerca suggeriscono un approccio multivariato basato sul monitoraggio delle statistiche delle variabili, piuttosto che sulle variabili stesse, per superare questa criticità. L'introduzione di statistiche di ordine superiore, come asimmetria e curtosi, non contemplate nei tradizionali modelli multivariati, permetterebbe di catturare maggiormente eventuali comportamenti anomali e rapporti tra variabili. La mediazione dei dati delle variabili in statistiche consentirebbe inoltre di mitigare l'effetto di rumore e della presenza di eventuali dati mancanti, nonché di incrementare il grado di rilevabilità delle anomalie di esigua entità. Le pratiche di controllo qualità, nate in principio per essere applicate nel mondo manifatturiero, nel corso degli anni sono diventate una parte integrante e imprescindibile dell'*iter* produttivo in tutti i comparti merceologici. Nello specifico le produzioni alimentari e il settore medico e farmaceutico sono quelli che hanno visto il maggior progresso; questi, insieme al settore manifatturiero, costituiscono oggi il grande mercato del *quality control*, destinato a crescere ancora nei prossimi anni. Se il controllo della qualità, fino all'emissione del prodotto in commercio, è già una pratica consolidata in tutti i settori che trattano produzioni di beni materiali, più recente è il suo approdo al mondo dei servizi. Le prospettive future, quindi, vedono il controllo della qualità spingersi al di là delle "mura" industriali per validare la fruizione di servizi da parte dei consumatori.

BIBLIOGRAFIA

Bonastre A., Orsa R., Peris M., Advanced automation of a flow injection analysis system for quality control of olive oil through the use of a distributed expert system, *Analytica Chimica Acta*, vol. 506, n. 2, pp. 189-195, 2004.

Carboni M., Boniotti L., Romano S., Applicazione della micro-tomografia computerizzata a raggi X alla verifica della qualità di manufatti ottenuti per Additive Manufacturing, In *Conf. Naz. Sulle Prove Non Distruttive*, 2017.

Chen H., Liou B., Dai F., Chuang P., Chen C., Study on the risk of metal detection in food solid seasoning powder and liquid sauce to meet the core concepts of ISO 22000:2018 based on the Taiwanese experience, *Food Control*, vol. 111, n. 6, pp. 107071, 2020.

Cho M., Lee H., Yoon G., Choi J., A feature-based inspection planning system for coordinate measuring machines, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 26, pp. 1078-1087, 2005.

Cohen Y., Singer G., A smart process controller framework for Industry 4.0 settings, *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 32, pp. 1975-1995, 2021.

Davrajh S., Bright G., Advanced quality management system for product families in mass customization and reconfigurable manufacturing, *Assembly Automation*, vol. 33, n. 2, pp. 127-138, 2013.

Davrajh S., Bright G., Model-based Inspection for the Control of Quality in Advanced Manufacturing Environments, *Automation and Robotics*, pp. 550-557, 2013.

Davrajh S., Bright G., Stopforth R., Modular research equipment for on-line inspection in advanced manufacturing systems, *South African Journal of Industrial Engineering*, vol. 23, n. 3, pp 103-118, 2012

Di Leo G., Liguori C., Pietrosanto A., Sommella P., A vision system for online quality monitoring of industrial manufacturing, *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 89, pp. 162-168, 2017.

Dutta G., Kumar R., Sindhvani R., Singh R. K., Digitalization priorities of quality control processes for SMEs: a conceptual study in perspective of Industry 4.0 adoption, *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 32, pp. 1679-1698, 2021.

Einarsdóttir H., Emerson M. G., Clemmensen L. H., Scherer K., Willer K., Bech M., Larsen R., Ersbøll B. K., Pfeiffer F., Novelty detection of foreign objects in food using multi-modal X-ray imaging, *Food Control*, vol. 67, pp. 39-47, 2016.

Elg M., Birch-Jensen A., Gremyr I., Martin J., Melin U., Digitalisation and quality management: problems and prospects, *Production Planning & Control*, vol. 32, n.12, pp. 990-1003, 2021.

He Q. P., Wang J., Multivariate Statistical Process Monitoring Based on Statistics Pattern Analysis, *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 49, n. 17, pp. 7858–7869, 2010

He Q. P., Wang J., Statistical process monitoring as a big data analysis tool for smart manufacturing, *Journal of Process Control*, vol. 67, pp. 35-43, 2018.

Isaksson A. J., Harjunkoski I., Sand G., The impact of digitalization on the future of control and operations, *Computers and Chemical Engineering*, vol. 114, pp. 122-129, 2018.

Jiang P., Jia F., Wang Y., Zheng M., Real-time quality monitoring and predicting model based on error propagation networks for multistage machining processes, *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 25, n.3, pp. 521-538, 2014.

Karuppuswami S., Mondal S., Kumar D., Chahal P., RFID Coupled Passive Digital Ammonia Sensor for Quality Control of Packaged Food, *IEEE Sensors Journal*, vol. 20, n. 9, pp. 4679-4687, 2020.

Lee G., Mou J., Shen Y., Sampling strategy design for dimensional measurement of geometric features using coordinate measuring machine, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 37, n. 7, pp. 917-934, 1997.

Lee J., Kao H., Yang S., Service Innovation and Smart Analytics for Industry 4.0 and Big Data Environment, *Procedia CIRP*, vol. 16, pp. 3-8, 2014.

Liu J., Cao X., Zhou H., Li L., Liu X., Zhao P., Dong J., A digital twin-driven approach towards traceability and dynamic control for processing quality, *Advanced Engineering Informatics*, vol. 50, n. C, 2021.

Majstorovic V. D., Stojadinovic S. M., Sibaliija T. V., Development of a knowledge base for the planning of prismatic parts inspection on CMM, *Acta IMEKO*, vol. 4, n.2, pp. 10-17, 2015

Matt D. T., Modrák V., Zsifkovits H., *Industry 4.0 for SMEs: Challenges, Opportunities and Requirements*, Palgrave Macmillan, Londra, 2020.

Pop L. D., Digitalization of the System of Data Analysis and Collection in an Automotive Company, *Procedia Manufacturing*, vol. 46, n. 1, pp. 238-243, 2020.

Sánchez B. B., Alcarria R., Martín D., Robles T., TF4SM: A Framework for Developing Traceability Solutions in Small Manufacturing Companies, *Sensors*, vol. 15, n. 11, pp. 29478-29510, 2015.

Umetsu K., Furutnani R., Osawa S., Takatsuji T., Kurosawa T., Geometric calibration of a coordinate measuring machine using a laser tracking system, *Meas. Sci. Technol.*, vol. 16, pp. 2466-2472, 2005.

Wanner J., Bahr J., Full J., Weeber M., Birke K. P., Sauer A., Technology assessment for digitalization in battery cell manufacturing, *Procedia CIRP*, vol. 99, 2021, pp. 520-525, 2021.

Woo T.C., Liang R., Dimensional measurement of surfaces and their sampling, *Computer-Aided Design*, vol. 25, n. 4, pp. 233-239, 1993.

Yang W., Fu C., Yan X., Chen Z., A knowledge-based system for quality analysis in model-based design, *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 31, n. 6, pp. 1579-1606, 2020.

Zelený V. and Stejskal V., The most recent ways of CMM calibration, *XVI IMEKO World Congress*, 2000.

Zhao S. J., Zhang J., Xu Y. M., Performance monitoring of processes with multiple operations mode through multiple PLS models, *Journal of Process Control*, vol. 16, pp. 763-772, 2006.

SITOGRAFIA

<https://www.cic.hk> (ultimo accesso 20/05/2022)

<https://www.keyence.it> (ultimo accesso 20/05/2022)

<https://www.hexagonmi.com> (ultimo accesso 20/05/2022)

<https://www.creaform3d.com> (ultimo accesso 20/05/2022)

<https://modo.volkswagengroup.it> (ultimo accesso 20/05/2022)

<https://roder.it> (ultimo accesso 20/05/2022)

<https://www.alumotion.eu> (ultimo accesso 20/05/2022)

<https://www.zetapunto.it> (ultimo accesso 20/05/2022)

<https://www.automazionenews.it> (ultimo accesso 20/05/2022)

<https://engage.cognex.com> (ultimo accesso 20/05/2022)

<https://iottoday.eu> (ultimo accesso 20/05/2022)

<https://www.industry4business.it> (ultimo accesso 22/06/2022)

<https://gruppomaurizi.it> (ultimo accesso 23/06/2022)

<https://www.arsautomation.com> (ultimo accesso 24/06/2022)

<https://www.automazionenews.it> (ultimo accesso 26/06/2022)

<https://impact.economist.com> (ultimo accesso 09/07/2022)

<https://www.marketsandmarkets.com> (ultimo accesso 09/07/2022)

<https://spazioinwind.libero.it> (ultimo accesso 10/07/2022)