

**POLITECNICO DI TORINO**



**Politecnico  
di Torino**

Tesi di Laurea di II livello

Collegio di Ingegneria Gestionale

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

**Tecnologie assistive e monitoraggio del lavoratore  
nell'Industria 5.0:**

un modello di governance per sistemi manifatturieri umano-  
centrici basati sull'intelligenza artificiale

**Relatori**

Alessandro Simeone

Maria Samantha Esposito

**Candidata**

Cecilia Bruno

295769

Anno Accademico 2025-2026

# ABSTRACT

La presente tesi analizza l'applicazione del principio di *Data Protection by Design (DPbD)*, previsto dall'articolo 25 del Regolamento (UE) 2016/679 (GDPR), alla progettazione di sistemi di Intelligenza Artificiale *human-centric* nel contesto dell'Industria 5.0. In tale paradigma, il lavoratore non è considerato un semplice esecutore delle attività produttive, ma un soggetto attivo posto al centro dei processi decisionali e operativi. Di conseguenza, il trattamento dei dati personali generati dall'interazione tra operatore e sistema assume un ruolo centrale nella progettazione delle tecnologie assistive e dei sistemi di collaborazione uomo-macchina. L'obiettivo della ricerca è valutare come i principi della protezione dei dati personali possano essere integrati fin dalle prime fasi di sviluppo dei sistemi tecnologici, trasformando gli obblighi normativi del GDPR in scelte progettuali concrete. A tal fine, il Regolamento viene utilizzato come riferimento metodologico per l'analisi ex ante dei trattamenti di dati personali effettuati da sistemi assistivi basati su intelligenza artificiale, monitoraggio multimodale e tecnologie *data-driven*. Dopo un inquadramento teorico dell'Industria 5.0, delle principali tecnologie assistive e del quadro normativo europeo in materia di protezione dei dati personali, la ricerca si sviluppa attraverso l'analisi comparata di due casi studio rappresentativi di differenti modalità di collaborazione uomo-macchina. Il primo riguarda un sistema assistivo progettato per supportare operatori con discalculia mediante l'impiego di computer vision, interfacce vocali e robotica collaborativa. Il secondo riguarda un framework *human-centric* basato sul monitoraggio multimodale dell'operatore e sull'elaborazione di dati finalizzata alla prevenzione degli errori di assemblaggio e al miglioramento delle condizioni operative. L'analisi evidenzia come le diverse architetture tecnologiche presentino differenti livelli di invasività e differenti rischi per i diritti e le libertà degli interessati. In particolare, emergono criticità legate alla profilazione degli operatori, all'inferenza di informazioni relative alle capacità cognitive e comportamentali, alla raccolta di dati particolarmente sensibili e al monitoraggio continuo dell'attività lavorativa. Tali rischi risultano particolarmente rilevanti nei sistemi che adottano forme di raccolta dati pervasive e processi decisionali fortemente basati sull'elaborazione automatizzata delle informazioni. Sulla base dei principi di *Data Protection by Design* vengono quindi individuate e discusse possibili misure di mitigazione, tra cui minimizzazione dei dati, pseudonimizzazione, separazione logica delle basi dati, limitazione della conservazione e maggiore trasparenza nei confronti degli operatori. I risultati mostrano come la tutela dei dati personali possa essere integrata nell'architettura dei sistemi fin dalla fase di progettazione, contribuendo a realizzare soluzioni tecnologiche coerenti con i principi dell'Industria 5.0 e con la protezione dei diritti fondamentali dei lavoratori.

## INDICE

|                                                                                                         |            |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| <b>CAPITOLO 1: INTRODUZIONE .....</b>                                                                   | <b>4</b>   |
| 1.1 Rilevanza industriale ed emergere delle questioni etiche .....                                      | 4          |
| 1.2 Motivazione e giustificazione della ricerca.....                                                    | 7          |
| 1.3 Obiettivi della tesi .....                                                                          | 9          |
| 1.4 Struttura della tesi .....                                                                          | 10         |
| <b>CAPITOLO 2: INQUADRAMENTO TECNOLOGICO.....</b>                                                       | <b>12</b>  |
| 2.1 Evoluzione verso sistemi umano-centrici .....                                                       | 12         |
| 2.2 Sistemi di monitoraggio nei contesti produttivi .....                                               | 13         |
| 2.3 Tecnologie assistive per il supporto al lavoratore .....                                            | 36         |
| 2.4 Esempi di architetture assistive human-centric .....                                                | 44         |
| 2.5 Analisi comparativa delle due architetture .....                                                    | 46         |
| <b>CAPITOLO 3: QUADRO NORMATIVO DI RIFERIMENTO.....</b>                                                 | <b>53</b>  |
| 3.1 Il GDPR come quadro di riferimento per la progettazione dei sistemi umano-centrici .....            | 53         |
| 3.2 Nozione di dato personale e categorie particolari .....                                             | 57         |
| 3.3 Principi del trattamento dei dati personali rilevanti per la progettazione dei sistemi (Art 5)..... | 61         |
| 3.4 L'articolo 25 GDPR: Data Protection by Design .....                                                 | 64         |
| <b>CAPITOLO 4: APPROCCIO METODOLOGICO .....</b>                                                         | <b>68</b>  |
| <b>CAPITOLO 5: APPLICAZIONE AI CASI DI STUDIO .....</b>                                                 | <b>71</b>  |
| 5.1 Analisi del sistema per operatori con discalculia .....                                             | 71         |
| 5.2 Analisi del sistema multimodale GenAI per la prevenzione degli errori.....                          | 82         |
| 5.3 Sintesi e analisi comparata dei due sistemi assistivi .....                                         | 92         |
| 5.4 Risultati.....                                                                                      | 95         |
| <b>CAPITOLO 6: CONCLUSIONI.....</b>                                                                     | <b>97</b>  |
| 6.1 Benefici e potenzialità.....                                                                        | 97         |
| 6.2 Limitazioni dell'approccio proposto .....                                                           | 98         |
| 6.3 Sviluppi futuri.....                                                                                | 98         |
| <b>BIBLIOGRAFIA.....</b>                                                                                | <b>100</b> |

# CAPITOLO 1: INTRODUZIONE

La trasformazione digitale dei sistemi produttivi, trainata dalle tecnologie *data driven* e dall'intelligenza artificiale, sta progressivamente modificando il ruolo del lavoratore all'interno dei contesti industriali [1]. In questo contesto, emerge la necessità di sviluppare sistemi *human-centric* in grado di coniugare tecnologia, efficienza produttiva, etica e rispetto delle normative [1]. Il presente capitolo introduce il contesto, le motivazioni e gli obiettivi della ricerca.

## 1.1 Rilevanza industriale ed emergere delle questioni etiche

Negli ultimi anni, con l'evoluzione da Industria 4.0 verso modelli *human-centric* propri dell'Industria 5.0, le imprese hanno iniziato a riconoscere che le performance produttive non dipendono solo dall'automazione e dalla digitalizzazione, ma anche dalla capacità di progettare sistemi che integrino il benessere, le capacità e la sicurezza delle persone [2]. Tecnologie come dispositivi wearable, sensori fisiologici, workstation intelligenti, robot collaborativi e sistemi adattivi basati sui dati stanno quindi assumendo un ruolo crescente nel supporto al lavoratore, nell'ottimizzazione delle condizioni operative e nella riduzione di stress, fatica ed errori [3].

Nonostante la crescente attenzione verso i principi di Industria 5.0, non esiste ancora un approccio unificato per integrare in modo sistematico etica e ingegneria[1]. Ogni azienda e ogni progetto tecnico sviluppa propri criteri, spesso limitati a singoli aspetti non collegati tra loro come sicurezza, privacy o accettabilità dell'automazione. Non esiste quindi una visione comune, che sia in grado di tradurre i valori etici in metodi, requisiti progettuali e strumenti operativi condivisi[4], [5]. Questa assenza rende difficile garantire coerenza tra obiettivi ingegneristici, benessere dei lavoratori e responsabilità organizzativa, ostacolando la piena realizzazione del paradigma umano-centrico dell'Industria 5.0 [6]. La necessità di un'integrazione strutturata tra valori etici e progettazione tecnologica è ulteriormente sottolineata dalle evidenze, che mostrano come i sistemi di monitoraggio ad alta frequenza possano generare responsabilità improprie e rischi di sorveglianza non intenzionali se non adeguatamente regolati [6].

Le tecnologie *data-driven* orientate al supporto del lavoratore rappresentano una grande opportunità in quanto possono aiutare a prevenire situazioni rischiose, identificare stress o fatica e ad adattare i compiti alle caratteristiche del lavoratore [6]. La possibilità di monitorare in tempo reale componenti tecniche, condizioni ambientali e fattori umani consente alle aziende di passare da un modello reattivo a un modello proattivo orientato al benessere e alla produttività sostenibile[6].

Il lavoratore rappresenta oggi l'unico elemento dei sistemi produttivi non monitorato in tempo reale, nonostante la sua variabilità e la sensibilità alle condizioni operative, poiché lo stress e il carico

cognitivo sono ancora frequentemente valutati tramite metodologie tradizionali come questionari e visite mediche periodiche [6][4].

Questi approcci reattivi, pur fornendo istantanee dello stato psico-fisico, mancano di tempestività e capacità preventiva [4]. Questa asimmetria tra l'avanzamento tecnologico e la conoscenza delle reali condizioni umane ostacola lo sviluppo di modelli autenticamente umano-centrici [6]. Con l'avvento dell'Industria 5.0, l'integrazione di sistemi intelligenti ha sollevato nuove problematiche etiche legate soprattutto all'elevata quantità di dati necessari per il loro funzionamento [7]. Per questo motivo negli ultimi anni l'etica nei sistemi produttivi ha assunto un peso crescente, parallelamente alla diffusione di tecnologie avanzate e all'emergere di nuove sfide legate ad automazione, sostenibilità e collaborazione uomo-macchina. Le questioni etiche non possono più essere considerate un elemento accessorio, ma rappresentano una responsabilità strutturale che attraversa l'intera organizzazione [4]. Nonostante la consapevolezza del problema, le imprese faticano a trovare un quadro organico che guidi le decisioni etiche lungo l'intero ciclo produttivo. Le questioni legate all'etica e ai diritti dei lavoratori vengono spesso viste come poco rilevanti e trattate tramite iniziative isolate, rendendo difficile l'allineamento tra scelte manageriali e una visione etica condivisa [7], [4]. L'Industria 5.0 propone un cambio di paradigma, spostando il focus dall'efficienza tecnologica alla resilienza e alla centralità della persona [8]. I sistemi umano-centrici richiedono lo sviluppo e l'applicazione di norme che proteggano i diritti fondamentali delle persone come la trasparenza, l'equità, la minimizzazione dei dati e la responsabilità fin dalla fase di progettazione [7]. Questi nuovi sistemi si basano sull'analisi di una ingente quantità di dati e per questo motivo hanno causato la nascita di dilemmi etici. Questi sistemi possono infatti causare una percezione di sorveglianza costante da parte del lavoratore e un possibile utilizzo dei dati per fini secondari. Ad esempio, le tecnologie indossabili utilizzate per la sicurezza, possono causare problemi di privacy e sorveglianza in azienda [7]. È dunque necessario sviluppare nuove forme di apprendimento morale e di quadri normativi che superino la dinamica del singolo luogo di lavoro per abbracciare la governance organizzativa e sociale [7]. Il monitoraggio *data-driven* del lavoratore solleva anche questioni di natura giuridica. La raccolta di dati fisiologici e comportamentali rientra infatti nelle categorie particolari del GDPR e richiede finalità esplicite, misure di minimizzazione e tutele specifiche per evitare forme di sorveglianza sproporzionata [9]. Analogamente, nel contesto lavorativo la normativa sul controllo a distanza e le recenti disposizioni europee sull'uso dell'intelligenza artificiale definiscono limiti e responsabilità per datori di lavoro e sviluppatori di sistemi intelligenti [9]. Questi aspetti legali forniscono una cornice indispensabile alla riflessione etica e contribuiscono a motivare la necessità di modelli di governance più robusti e *human-centric*.

Tabella 1.1 Analisi comparativa delle dimensioni strategiche, tecnologiche e normative nella transizione dal paradigma Industria 4.0 all'Industria 5.0 human-centric

|                                  | Industria 4.0                                                                                                                         | Industria 5.0                                                                                                                          |
|----------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Focus Strategico</b>          | <b>Efficienza e Digitalizzazione:</b><br>Ottimizzazione dei volumi produttivi, riduzione dei colli di bottiglia e dei difetti tecnici | <b>Sostenibilità e Resilienza:</b><br>Centralità della persona e capacità dei sistemi di adattarsi alle esigenze umane e ambientali    |
| <b>Ruolo del lavoratore</b>      | <b>Risorsa Operativa:</b> Spesso l'unico elemento non monitorato in tempo reale all'interno di una fabbrica intelligente.             | <b>Centro del Sistema:</b> Integrazione sistematica di benessere, sicurezza e capacità individuali nelle performance produttive        |
| <b>Monitoraggio umano</b>        | <b>Metodi Tradizionali:</b> Valutazione di stress e fatica tramite questionari e visite periodiche (scarsa tempestività).             | <b>Monitoraggio Real-Time:</b><br>Rilevazione continua di carico cognitivo, stress e parametri biometrici per un supporto proattivo    |
| <b>Interazione uomo-macchina</b> | <b>Interfaccia Statica:</b> Automazione finalizzata alla sostituzione o al completamento di task predefiniti                          | <b>Collaborazione Umano-Robot (H-R):</b> Interfacce multimodali e adattive che evolvono in base al profilo e allo stato del lavoratore |
| <b>Governance e etica</b>        | <b>Approccio Reattivo:</b> Etica considerata come elemento accessorio o risposta a problemi contingenti.                              | <b>Responsabilità Strutturale:</b> Etica e <i>Data Protection by Design</i> come vincoli progettuali integrati nell'architettura       |

### 1.1.2 La rilevanza etica del monitoraggio umano nei sistemi data-driven

L'attuale evoluzione tecnologica dei comparti industriali si fonda pesantemente su processi orientati ai dati che richiedono una raccolta informativa massiva per incrementare i livelli di efficienza [7]. L'impiego congiunto di sensori indossabili, infrastrutture IIoT e sistemi cyber-fisici (CPS) consente oggi una supervisione dell'attività lavorativa caratterizzata da una risoluzione prima irraggiungibile[7]. Tuttavia, questa potenza tecnica impone nuove responsabilità morali: i CPS sono in grado di campionare dati con frequenze estremamente elevate, spesso nell'ordine dei millisecondi, generando flussi informativi che permettono di ricostruire minuziosamente ogni azione dell'operatore[4], [7]. Senza una gestione regolata da criteri di governance rigorosi, tale mole di dati rischia di alimentare forme di sorveglianza accidentale o analisi retrospettive della performance che gravano impropriamente sulla posizione del lavoratore[10]. La disponibilità di dataset così granulari solleva dubbi sostanziali sulla protezione dell'identità e sull'opacità degli algoritmi decisionali [10]. Esiste il pericolo che valutazioni automatizzate, basate esclusivamente su metriche temporali rigide come il tempo ciclo, possano penalizzare l'individuo ignorando il contesto umano e operativo circostante. Una simile deriva tecnologica creerebbe una frattura rispetto alla visione *human-centric* dell'Industria 5.0, trasformando il monitoraggio costante in un fattore di erosione dell'autonomia e della serenità del personale[1]. L'interazione tra dispositivi wearable e intelligenza artificiale aggrava

queste vulnerabilità, poiché i parametri biometrici e di localizzazione acquisiti in tempo reale potrebbero essere decontestualizzati per alimentare profili digitali invasivi, potenzialmente sfruttabili per finalità estranee al rapporto di lavoro, come logiche commerciali o assicurative[10].

In questo scenario, la capacità predittiva dei modelli intelligenti può sfociare in forme di discriminazione algoritmica, amplificando i bias già presenti nella società se i sistemi non vengono addestrati su campioni di dati realmente rappresentativi [10]. Diventa quindi fondamentale implementare strategie concrete di trasparenza e responsabilità, assicurando che gli addetti comprendano appieno le logiche di trattamento dei propri dati [9]. La progettazione delle infrastrutture digitali deve pertanto integrare modelli di governance etica che mettano i valori umani al centro fin dalla fase di concezione[1], [9]. Solo attraverso un quadro metodologico organico e sistematico è possibile garantire che l'innovazione tecnologica promuova la crescita della persona rispettandone i diritti fondamentali e la dignità professionale [9]

## **1.2 Motivazione e giustificazione della ricerca**

La trasformazione digitale dei contesti produttivi, trainata dalla progressiva diffusione di sistemi *human-centric*, sta delineando un nuovo paradigma di interazione uomo-macchina[1]. L'integrazione di sensori avanzati, dispositivi wearable, robot collaborativi e soluzioni di Intelligenza Artificiale non rappresenta soltanto un'evoluzione tecnologica, ma una mutazione strutturale dell'architettura di fabbrica. In questi ambienti, il funzionamento dei sistemi assistivi dipende in misura crescente dalla raccolta e dall'elaborazione di informazioni intrinsecamente riferibili agli operatori: immagini, frequenze vocali, pattern comportamentali e dati fisiologici cessano di essere elementi accessori per diventare componenti costitutive dell'infrastruttura tecnica.

Come evidenziato in Figura 1, che riporta il numero di pubblicazioni indicizzate su Scopus relative ai sistemi *human-centric*, si osserva una crescita significativa dell'interesse scientifico verso tali tematiche, con un incremento particolarmente rilevante a partire dal 2020. Tale andamento evidenzia come il paradigma *human-centric* stia assumendo un ruolo centrale nel dibattito accademico industriale.

## Documenti per anno

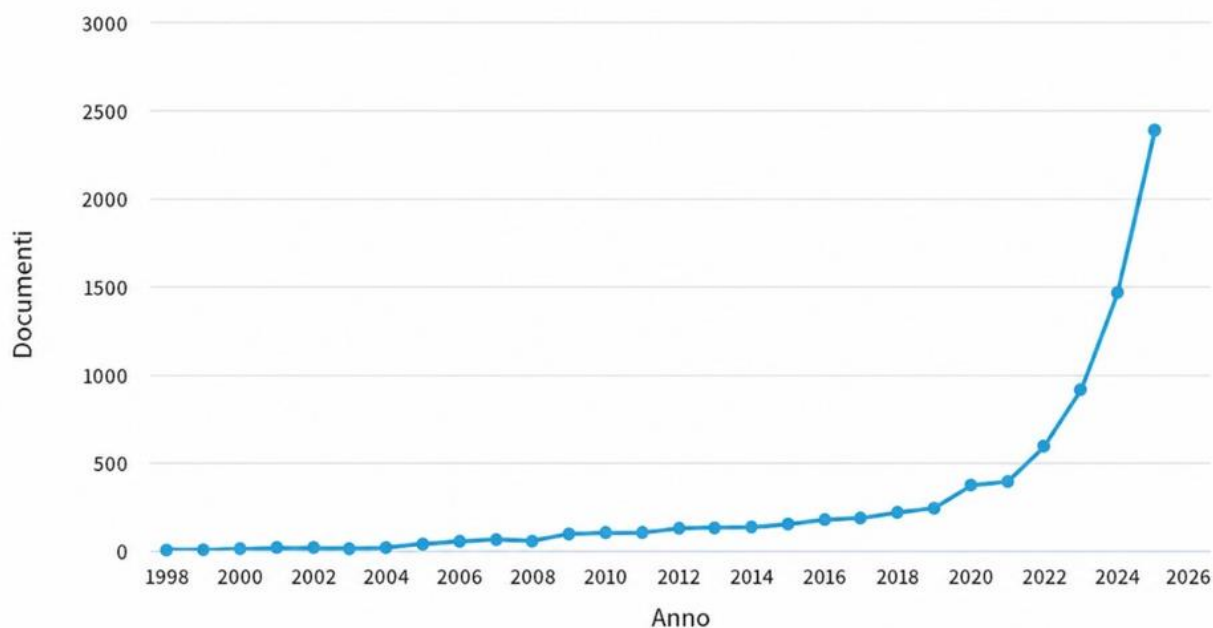


Figura 1.1 -Numero di pubblicazioni scientifiche relative ai sistemi human-centric per anno (fonte: elaborazione su dati Scopus)

Come evidenziato da Greco e Mantelero (2018), nei contesti di smart manufacturing l'interazione tra l'individuo e la macchina si fonda su flussi informativi continui e bidirezionali. Questa collezione ingente di informazioni riguardanti il lavoratore rende i dati personali parte integrante dell'ecosistema produttivo, imponendo un ripensamento radicale delle modalità di progettazione alla luce del Regolamento (UE) 2016/679 (GDPR) [11]. L'uso di tali tecnologie rende possibili opportunità rilevanti in termini di ergonomia, sicurezza e supporto cognitivo, ma al contempo introduce livelli di granularità e continuità del monitoraggio prima impensabili, aumentando esponenzialmente il rischio di sorveglianza digitale e re-identificazione [3] .

Un elemento critico risiede nell'eterogeneità di queste soluzioni. Mentre alcuni sistemi prevedono acquisizioni puntuali attivate da specifiche interazioni, altri si basano su forme di monitoraggio multimodale e costante[1]. Questa diversa intensità del trattamento, come sottolineato nel metodo proposto da Greco e Mantelero per gli scenari di Industria 4.0, incide direttamente sul livello di rischio e sulle misure di tutela richieste, rendendo di fatto insufficiente l'adozione di approcci progettuali uniformi o meramente reattivi.

Nonostante la ricchezza della letteratura tecnica, è evidente un persistente divario tra lo sviluppo tecnologico e la capacità di integrare concretamente i vincoli giuridici nelle architetture dei sistemi. Oliff et al. (2020) osservano come il problema principale non risieda nella disponibilità delle tecnologie, bensì nell'assenza di metodologie operative capaci di gestire i dati umani in modo proporzionato e contestuale. Molti contributi restano focalizzati sugli aspetti prestazionali,

affrontando le implicazioni normative solo ex post o in modo astratto [7]. Senza una cornice metodologica che traduca il diritto in funzione tecnica, strumenti concepiti per supportare il lavoratore rischiano di trasformarsi involontariamente in meccanismi di controllo e pressione psicologica [9].

Aspetti dei sistemi *human-centric*, quali la *privacy*, *fairness* ed *explainability* vengano frequentemente discusse a livello teorico, ma raramente incorporate in modo sistematico nei processi di design [12]. Manca ancora un modello capace di integrare la protezione dei dati nella fase di progettazione [13]. Questo problema può essere limitato attraverso l'adozione del principio di *Data Protection by Design* sancito dall'articolo 25 del GDPR. Questo principio infatti afferma che la tutela dei dati non può essere trattata come un requisito aggiuntivo, ma deve costituire un vincolo strutturale che orienta decisioni cruciali sulla tipologia di informazioni raccolte, la loro granularità, le modalità di elaborazione e i tempi di conservazione [9].

La presente ricerca nasce dunque dall'esigenza di colmare questo vuoto operativo, adottando un approccio applicativo che assume il GDPR come criterio progettuale e non come strumento di compliance burocratica. Lo scopo della tesi è quello di tradurre i principi giuridici in misure tecniche e organizzative da applicare ai sistemi analizzati. In questo modo si cerca di rispondere alla mancanza di elementi tecnici e architetturali che rispettino e si basino sui principi giuridici sanciti dalla normativa.

### 1.3 Obiettivi della tesi

Alla luce delle considerazioni precedenti, la presente tesi si propone di:

1. Analizzare il contesto tecnologico dei sistemi *human-centric*, con particolare attenzione a soluzioni assistive basate su interazione uomo-macchina, quali interfacce adattive, sistemi multimodali e dispositivi di supporto cognitivo.
2. Inquadrare il trattamento dei dati personali in tali sistemi alla luce del GDPR, focalizzandosi sui concetti di dato personale, dato inferito e potenziale dato biometrico, nonché sui principi fondamentali del trattamento (minimizzazione, limitazione della finalità, proporzionalità e conservazione).
3. Sulla base di queste premesse teoriche e normative, applicare il principio di *Data Protection by Design* a due casi studio reali: *AI-enhanced human-machine collaboration for supporting workers with mathematical learning difficulties* e *Conceptualisation of a multimodal, non-intrusive, Generative AI-based assistive system for assembly*, selezionati in quanto rappresentativi di scenari caratterizzati da diversa intensità del trattamento dei dati. Entrambi i casi di studio saranno riprogettati secondo i principi della *Data Protection by Design*. Saranno identificati quali e quanti dati utilizza

il sistema, per quali finalità e i potenziali elementi di criticità per l'operatore del sistema. In seguito, saranno proposte misure tecniche organizzative concrete volte a ridurre il rischio per gli operatori. L'approccio adottato consiste nella riprogettazione del trattamento dei dati come parte integrante dell'architettura del sistema. L'articolo 25 del GDPR viene assunto come criterio progettuale, guidando le scelte relative alla tipologia di sensori, alla granularità delle informazioni raccolte, all'organizzazione dei database e ai tempi di conservazione, al fine di integrare la tutela dei dati personali fin dalle fasi iniziali di progettazione.

L'obiettivo complessivo dell'elaborato è colmare il divario tra le potenzialità tecnologiche emergenti, i vincoli imposti dal quadro normativo vigente e le esigenze delle applicazioni operative, fornendo una guida strutturata a beneficio delle imprese e dei progettisti per l'implementazione responsabile e sostenibile di soluzioni *human-centric*. Ai fini della presente tesi, l'analisi dei sistemi assistivi considerati viene condotta esclusivamente dal punto di vista della *Data Protection by Design*, assumendo il Regolamento (UE) 2016/679 come riferimento per la progettazione del trattamento dei dati personali. Restano volutamente escluse dal perimetro dell'elaborato le basi giuridiche del trattamento, in particolare il consenso, che nei contesti lavorativi non garantisce condizioni di reale libertà decisionale dell'interessato. L'obiettivo non è pertanto valutare la liceità del trattamento sotto il profilo delle basi giuridiche, bensì analizzare come la protezione dei dati possa essere integrata dalla fase di progettazione del sistema, analizzando quali dati personali vengano raccolti, per quali finalità e con quale livello di invasività.

## 1.4 Struttura della tesi

La presente tesi è articolata in sei capitoli, ciascuno dei quali affronta un aspetto specifico del problema di ricerca, con l'obiettivo di sviluppare un'analisi integrata tra dimensione tecnologica, etica e normativa dei sistemi manifatturieri *human-centric* basati su intelligenza artificiale.

Il **Capitolo 1** introduce il contesto di riferimento, evidenziando la rilevanza industriale dei sistemi *data-driven* e le principali questioni etiche emergenti. Sono inoltre presentate le motivazioni della ricerca, il gap esistente nella letteratura e gli obiettivi dell'elaborato.

Il **Capitolo 2** fornisce l'inquadramento tecnologico. Sono illustrate le principali tecnologie abilitanti dei sistemi *human-centric*, tra cui sensori wearable, sistemi di monitoraggio fisiologico, robotica collaborativa e interfacce uomo-macchina basate su intelligenza artificiale.

Il **Capitolo 3** presenta il quadro normativo di riferimento, con un focus sul Regolamento (UE) 2016/679 (GDPR). In particolare, vengono analizzati i principi fondamentali del trattamento dei dati personali e il ruolo del principio di *Data Protection by Design* come criterio progettuale per l'integrazione della tutela dei dati nei sistemi tecnologici.

Il **Capitolo 4** descrive la metodologia adottata nella tesi.

Il **Capitolo 5** prevede l'applicazione della metodologia descritta al capitolo 4 ai due casi di studio., Per entrambi i casi di studio sono quindi identificati i dati trattati, le finalità del trattamento, il grado di invasività del monitoraggio e le possibili misure progettuali per la riduzione del rischio. Sono infine illustrati i risultati della presente tesi.

Infine, il **Capitolo 6** presenta le conclusioni, identificando i limiti della presente ricerca e proponendo possibili sviluppi futuri, sia in ambito di ricerca che di applicazione industriale.

## CAPITOLO 2: INQUADRAMENTO TECNOLOGICO

L'introduzione di tecnologie digitali avanzate nei contesti produttivi ha favorito l'evoluzione dei sistemi manifatturieri verso modelli sempre più *data-driven* e *human-centric*. [1]. L'integrazione tra sensori, sistemi intelligenti e interfacce uomo-macchina consente di supportare l'operatore in modo sempre più adattivo e personalizzato [1]. Il presente capitolo analizza le principali tecnologie abilitanti dei sistemi *human-centric*, approfondendo i sistemi di monitoraggio fisiologico, le soluzioni assistive basate su intelligenza artificiale e i modelli progettuali adottati nella letteratura, al fine di fornire il quadro tecnico di riferimento per l'analisi successiva.

### 2.1 Evoluzione verso sistemi umano-centrici

Il precedente modello industriale ha puntato tutto sull'automazione spinta per massimizzare il profitto, lasciando però in secondo piano il benessere di chi lavora [13]. Infatti, la costante ricerca dell'ottimizzazione del processo e della qualità ha spesso lasciato in secondo piano la dimensione umana, trascurando aspetti critici quali il benessere psicofisico, l'ergonomia e la fatica dell'operaio [13], [14]. Trascurare l'ergonomia non compromette solo la salute del personale, ma mina anche l'affidabilità dei processi produttivi e la conformità degli standard qualitativi. [13], [15] In risposta a queste criticità, si è progressivamente affermato il paradigma di *Industry 5.0*, che propone una riconfigurazione dei sistemi produttivi in chiave umano-centrica, ponendo al centro l'interazione tra uomo e tecnologia [13]. La crescente attenzione al benessere dell'operatore ha favorito l'adozione di tecnologie capaci di monitorare in modo continuo sia lo stato fisiologico del lavoratore sia le condizioni dell'ambiente di lavoro [13]. Nel paradigma dell'Industria 5.0 i dispositivi wearable, sensori ambientali e sistemi intelligenti di analisi dei dati rappresentano alcune delle principali tecnologie abilitanti dei sistemi umano-centrici. Tali strumenti consentono di supportare sicurezza, ergonomia e qualità del lavoro, temi che verranno approfonditi nei paragrafi successivi [13], [16]

Un aspetto cruciale di questa evoluzione riguarda la sostenibilità sociale, che nell'Industria 5.0 si traduce nell'integrazione di una forza lavoro sempre più diversificata [17]. In particolare, la ricerca recente si sta focalizzando sull'inclusione di individui neurodiversi (affetti ad esempio da disturbi dell'apprendimento, dello spettro autistico o ADHD). Fino ad ora, le persone appartenenti a queste categorie non sono mai state veramente incluse all'interno del settore industriale [17]. Dunque, l'innovazione tecnologica non viene più vista come un semplice ausilio tecnico, ma come un motore di cambiamento capace di adattare i processi industriali alle specificità della mente umana [17].

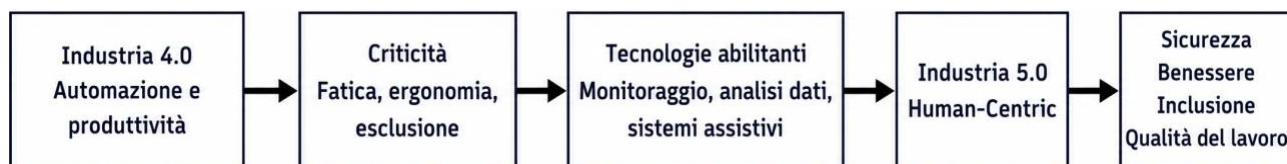


Figura 2.1-Evoluzione dal paradigma dell' industria 4.0 al paradigma industria 5.0 human-centric: dalle criticità legate all'automazione tradizionale all'adozione di tecnologie orientate al benessere, alla sicurezza e all'inclusione del lavoratore.

## 2.2 Sistemi di monitoraggio nei contesti produttivi

Una delle caratteristiche distintive dell'Industria 5.0 è l'attenzione rivolta al benessere dell'operatore, che viene monitorato in modo continuo attraverso l'analisi di diversi parametri fisiologici e comportamentali [8], [13]. L'obiettivo è individuare tempestivamente condizioni di stress, affaticamento fisico o sovraccarico cognitivo che potrebbero compromettere la sicurezza e l'efficacia delle attività lavorative [5]. Negli ultimi anni, la diffusione di dispositivi indossabili e smartphone ha reso possibile una raccolta dei dati più frequente e meno invasiva rispetto ai metodi tradizionali. Ciò consente di osservare l'evoluzione dello stato psicofisico del lavoratore durante lo svolgimento delle normali attività operative, ottenendo informazioni aggiornate in tempo reale [5], [18]

Le condizioni di stress si riflettono in una serie di modificazioni fisiologiche che possono essere rilevate tramite appositi sensori [8]. I dispositivi wearable integrano infatti diverse tecnologie in grado di acquisire segnali relativi all'attività cardiaca, alla risposta elettrodermica, alla temperatura cutanea, all'attività cerebrale e ai movimenti corporei [18]. Rispetto a strumenti tradizionali quali questionari, interviste o analisi biologiche effettuate in momenti specifici, questi sistemi permettono un monitoraggio continuo e oggettivo, riducendo il peso delle valutazioni soggettive [8]. I dati raccolti vengono successivamente elaborati mediante procedure di *pre-processing* e tecniche di analisi avanzata. In particolare, gli algoritmi di *machine learning* consentono di estrarre informazioni significative dai segnali fisiologici e di individuare schemi associati a stress, fatica o altri stati psicofisici rilevanti [8]. Le moderne pipeline di analisi comprendono generalmente le fasi di acquisizione dei dati, pulizia del segnale, estrazione delle caratteristiche e classificazione [8]. In questo modo il monitoraggio fisiologico non rappresenta soltanto uno strumento di osservazione, ma diventa un supporto per lo sviluppo di sistemi predittivi e per l'adozione di strategie preventive in materia di salute e sicurezza sul lavoro [8].

Nonostante le potenzialità offerte da queste tecnologie, la loro adozione su larga scala presenta ancora alcune criticità rilevanti [5]. Tra queste, assumono particolare importanza le problematiche legate alla protezione dei dati personali, all'affidabilità dei sensori in condizioni operative complesse e ai costi associati all'implementazione [5], [15]. Tali aspetti evidenziano la necessità di un approccio

progettuale integrato, in grado di coniugare innovazione tecnologica, sostenibilità e tutela dei diritti dei lavoratori, in linea con i principi dei sistemi produttivi *human-centric* [13].

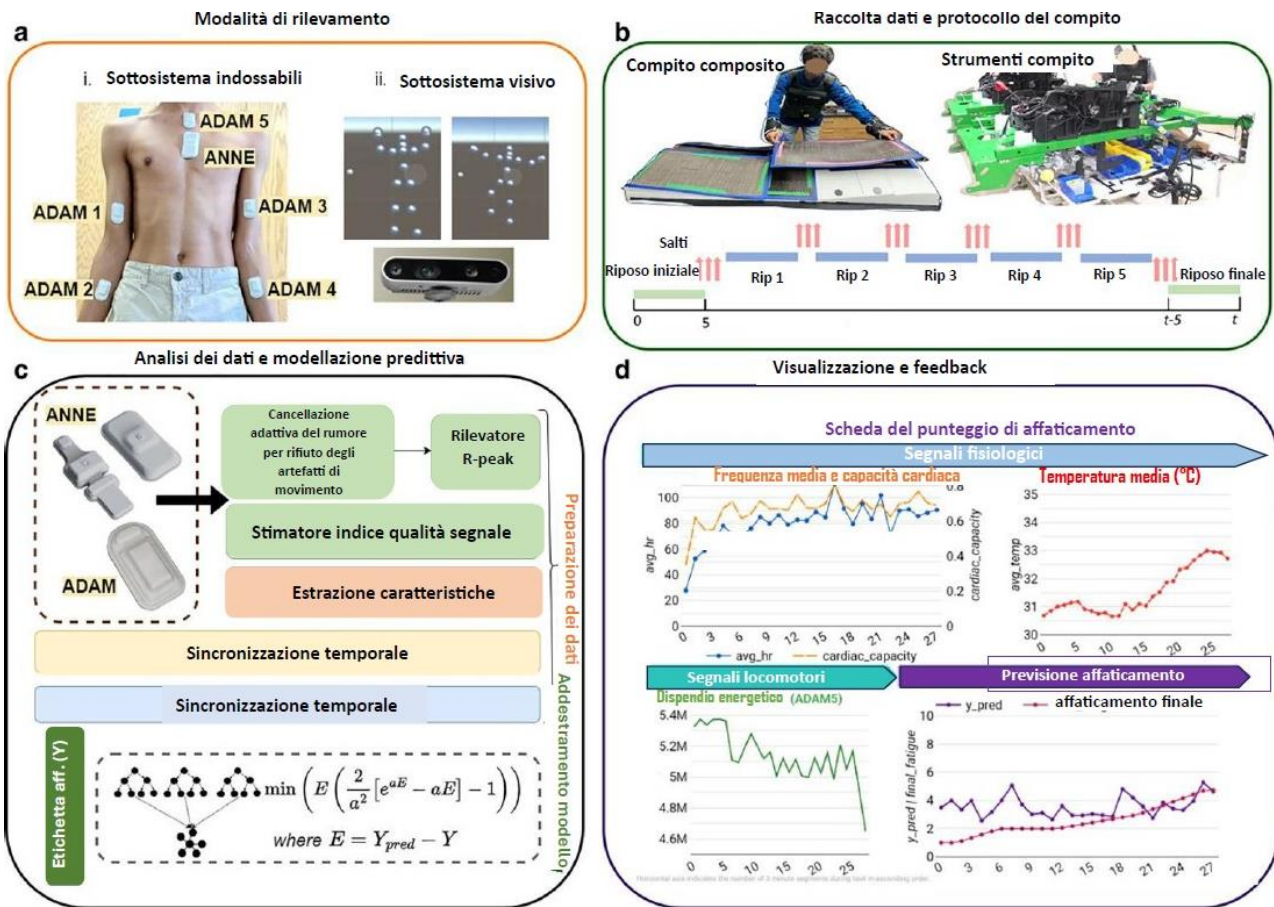


Figura 2.2-Architettura di un sistema di monitoraggio fisiologico basato su sensori wearable, analisi dei dati e feedback all'operatore, adattata da [14]

### 2.2.1 Dispositivi wearable e nearable

I dispositivi *wearable* (indossabili) e *nearable* rappresentano oggi una delle principali tecnologie di monitoraggio nei contesti produttivi avanzati. Essi consentono la raccolta continua di dati fisiologici, comportamentali e ambientali, supportando applicazioni orientate alla sicurezza, all'ergonomia e al benessere del lavoratore [5]. Questi dispositivi sono oggetti di uso quotidiano dotati di capacità di raccolta e trasmissione dati (ad esempio smartphone o smartwatch). Tali tecnologie consentono una raccolta dati continua, superando i limiti dei modelli tradizionali basati su misurazioni puntuali e ambienti clinici. Nei contesti produttivi, i dispositivi wearable oltre alla raccolta di dati fisiologici, svolgono diverse funzioni operative a supporto del lavoratore [15]. Esistono cinque principali funzioni di questi dispositivi: il monitoraggio, l'assistenza, la realtà aumentata, il tracciamento e il supporto informativo. La Tabella 2.2.1 sintetizza le principali funzioni associate ai dispositivi *wearable* e il relativo contributo nei sistemi produttivi *human-centric*.

Tabella 2.1-Principali funzioni dei dispositivi *wearable* nei contesti produttivi e relativo contributo al supporto dell'operatore nei sistemi *human-centric*. [15]

| <b>FUNZIONE</b>             | <b>DESCRIZIONE</b>                                                                                                                                                |
|-----------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Monitoraggio</b>         | Raccolta continua di dati relativi a parametri fisiologici e comportamentali, quali frequenza cardiaca, attività fisica, qualità del sonno e conduttanza cutanea. |
| <b>Assistenza</b>           | Supporto fisico posturale                                                                                                                                         |
| <b>Realtà aumentata</b>     | Supporto operativo tramite dispositivi indossabili (es <i>smart glasses</i> ).                                                                                    |
| <b>Tracking</b>             | Controllo dell'attività e della posizione del lavoratore, contribuendo alla riduzione della sedentarietà e alla prevenzione di situazioni di rischio.             |
| <b>Supporto informativo</b> | Accesso a istruzioni e documentazione                                                                                                                             |

Nel complesso, tali funzionalità evidenziano come i dispositivi *wearable* non rappresentino soltanto strumenti di monitoraggio, ma veri e propri sistemi di supporto intelligente al lavoratore, in linea con i principi dei sistemi produttivi *human-centric* [8].

Oltre a poter essere classificati in base alle funzioni svolte, i dispositivi *wearable* possono essere distinti secondo diverse caratteristiche progettuali, tra cui la posizione sul corpo, il livello di invasività e il grado di personalizzazione [8]. Tali aspetti influenzano direttamente l'accuratezza delle misurazioni, il comfort dell'utilizzatore e la possibilità di impiego in contesti produttivi reali. La Figura 2.3 riporta alcune delle principali categorie utilizzate nei sistemi di monitoraggio industriale.

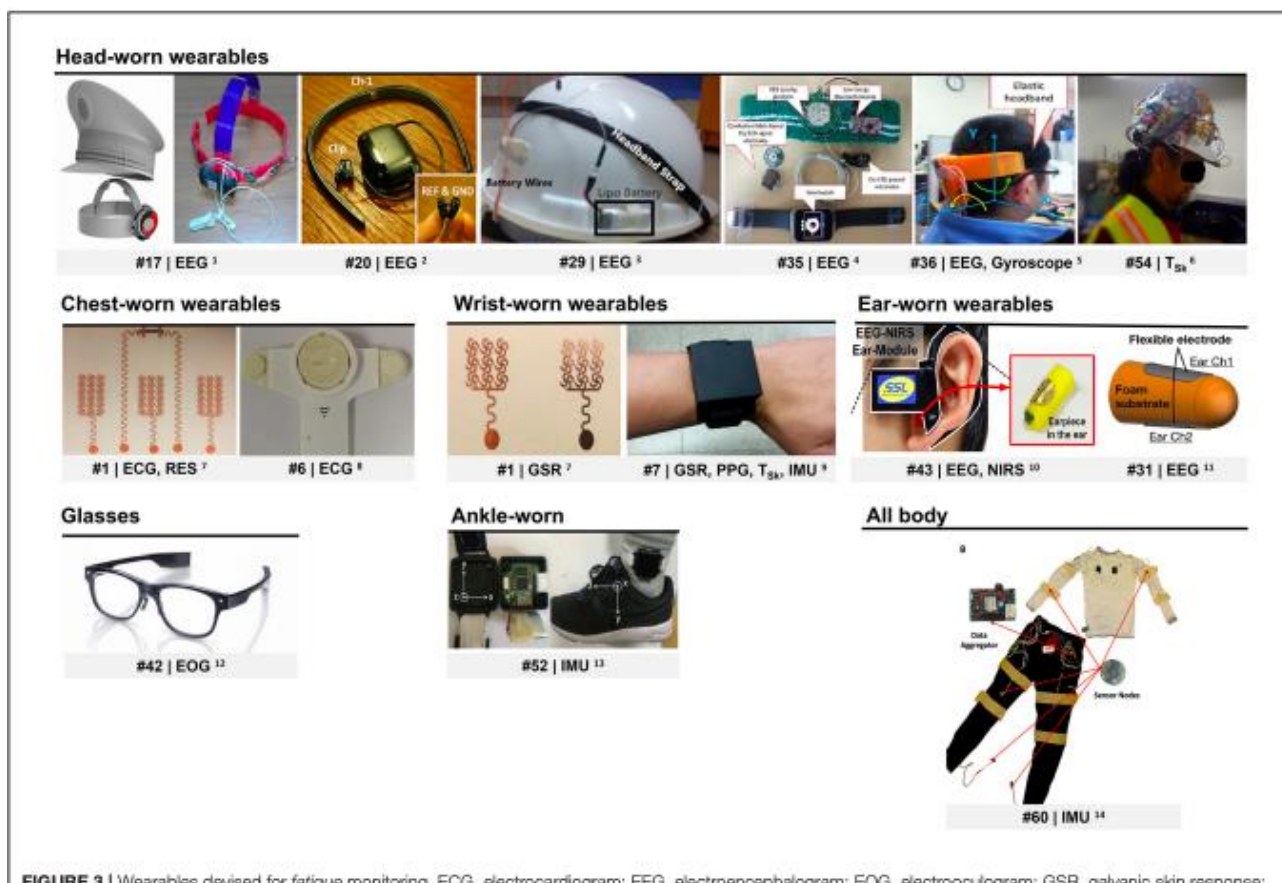


**FIGURE 3** | Wearables devised for fatigue monitoring. ECG, electrocardiogram; EEG, electroencephalogram; EOG, electrooculogram; GSR, galvanic skin response;

Figura 2.3– Classificazione dei dispositivi wearable in base al grado di personalizzazione (commerciali vs su misura) e alla posizione sul corpo, con esempi di dispositivi disponibili sul mercato, [19]

I dispositivi *chest-worn*, ovvero indossati sul torace, come le fasce toraciche. Questi dispositivi acquisiscono tipicamente segnali elettrocardiografici (ECG) e risultano particolarmente accurati nella rilevazione dell'attività cardiaca. Tuttavia, possono risultare meno confortevoli e più invasivi, soprattutto in contesti di utilizzo prolungato [8].

I dispositivi *wrist-worn*, ovvero indossati sul polso come smartwatch e fitness tracker, che utilizzano prevalentemente tecniche di fotopletismografia (PPG) per stimare la frequenza cardiaca [8]. Tali dispositivi sono caratterizzati da maggiore usabilità e risultano particolarmente adatti al monitoraggio continuo in condizioni reali, sebbene presentino una sensibilità maggiore al rumore e agli artefatti da movimento. Oltre a queste tipologie di dispositivi, esistono soluzioni più avanzate come gli *smart garments*, ovvero indumenti intelligenti dotati di sensori integrati, in grado di acquisire segnali fisiologici in modo distribuito sul corpo, i dispositivi *head-mounted*, ovvero montati sulla testa, utilizzati per la rilevazione dell'attività cerebrale tramite EEG, e gli *smart-glasses*. Infine, i dispositivi *wearable* possono essere distinti tra soluzioni commerciali (*off-the-shelf*) e dispositivi creati su misura (*custom-made*) [19]. I primi risultano più accessibili e facili da utilizzare, ma spesso limitati in termini di numero di sensori disponibili; i secondi consentono una maggiore flessibilità e integrazione multimodale, a fronte di una maggiore complessità progettuale [19]. La scelta della tecnologia indossabile nel settore manifatturiero è guidata da un delicato equilibrio tra la necessità di

dati clinici precisi e le esigenze operative della fabbrica. Secondo una recente revisione sistematica della letteratura redatta da Pinge et al. (2024), circa l'85% delle applicazioni di monitoraggio dello stress si affida a dispositivi commerciali classificabili come *chest-worn* o *wrist-worn*, e tra questi i più diffusi sono i dispositivi da polso (come l'Empatica E4, utilizzato nel 35% degli studi analizzati) grazie alla loro natura non intrusiva.

Al fine di rappresentare in modo strutturato le principali tipologie di dispositivi wearable utilizzati nei contesti produttivi, la Figura 2.2 [8] propone una classificazione basata su due dimensioni: il grado di personalizzazione del dispositivo (commerciale o su misura) e la posizione sul corpo in cui esso viene indossato, riportando inoltre alcuni esempi rappresentativi dei dispositivi attualmente disponibili in commercio.

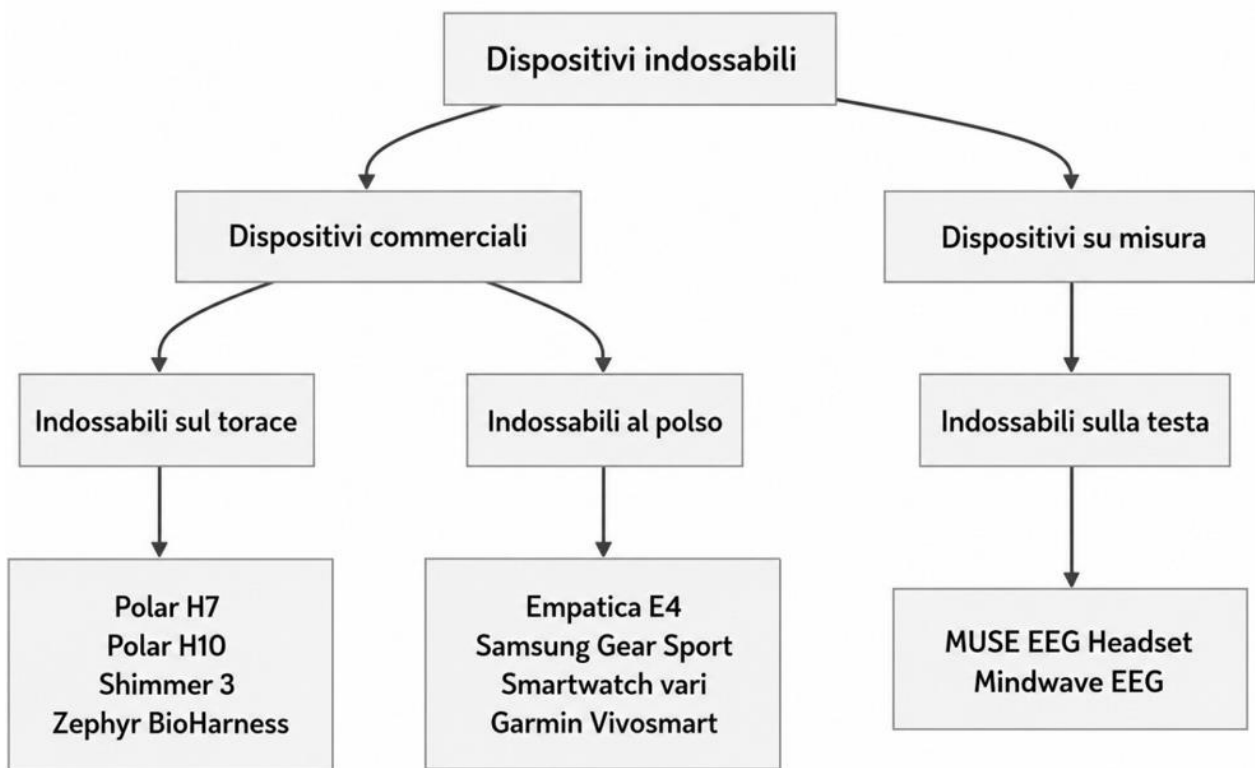


Figura 2.4 Classificazione dispositivi wearable in base alla posizione sul corpo e principale soluzioni commerciali, adattata da [8]

La Tabella 2.2 evidenzia le principali differenze tra le diverse tipologie di dispositivi in relazione a parametri chiave quali accuratezza, invasività, continuità del monitoraggio e usabilità. Dall'analisi comparativa emergono alcuni trade-off progettuali rilevanti.

Tabella 2.2- Vantaggi e svantaggi delle diverse tipologie di dispositivi wearable

| TIPOLOGIA                                            | ESEMPI                           | VANTAGGI                                                                             | SVANTAGGI                                                            |
|------------------------------------------------------|----------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------|
| <b>Dispositivi indossati sul torace (Chest-Worn)</b> | Fasce toraciche ECG              | - Elevata accuratezza fisiologici (ECG diretto);<br>-Dati affidabili.                | -Scomodi;<br>-Poco adatti a uso prolungato;<br>-Accettabilità bassa. |
| <b>Dispositivi indossati sul polso (Wrist-Worn)</b>  | Smartwatch, fitness tracker      | -Elevata usabilità; comfort;<br>-Monitoraggio continuo in contesti reali             | -Sensibili a movimento e rumore;<br>-Minore precisione rispetto ECG  |
| <b>Smart garments</b>                                | Magliette/giubbotti intelligenti | Monitoraggio distribuito;<br>-Integrazione sensori;<br>-Buona accuratezza + comfort. | -Costi elevati;<br>-Complessità tecnica;<br>-Manutenzione.           |
| <b>Head-mounted</b>                                  | EEG wearable, caschi             | -Monitoraggio cognitivo avanzato;<br>-Analisi carico mentale.                        | -Invasivi;<br>-Scarsa accettabilità;<br>-Uso limitato.               |

I dispositivi da torace garantiscono una precisione superiore poiché rilevano direttamente l'attività elettrica del cuore [8]. Tuttavia, in un ambiente industriale caratterizzato da dinamicità e movimento, la loro efficacia è limitata. Questa limitazione è causata dalla sensibilità agli artefatti da movimento (che sporcano il segnale durante l'attività fisica dell'operaio)[8]. Inoltre, la pressione costante esercitata dalla fascia toracica può risultare fastidiosa durante turni prolungati, riducendo la disponibilità del personale a indossare tali strumenti per l'intera giornata [15]

Al contrario, i dispositivi da polso consentono di essere utilizzati più facilmente grazie al loro minore ingombro, rendendoli ideali per il monitoraggio continuo in tempo reale [8]. Integrare questi dispositivi all'interno dell'ambiente industriale è quindi più semplice perché non interferiscono con i movimenti dell'operatore [5]. Questi dispositivi sono però meno precisi e accurati.[8]. Una posizione intermedia è occupata dagli *smart garments*. Questi ultimi integrano l'elettronica direttamente nei tessuti e rappresentano una soluzione tecnologicamente avanzata in grado di combinare una buona accuratezza con un livello relativamente elevato di comfort [8]. Tuttavia, tali dispositivi presentano criticità legate ai costi, alla manutenzione e alla complessità progettuale [8]. Per quanto riguarda i dispositivi posizionati sulla testa (*head-mounted*), essi consentono il monitoraggio di parametri cognitivi avanzati, come il carico mentale tramite segnali EEG, ma risultano altamente invasivi e scarsamente accettabili in contesti produttivi reali, limitandone l'applicabilità [19].

Come emerge dal confronto, non esiste una soluzione ottimale in senso assoluto: la scelta del dispositivo dipende da un trade-off tra accuratezza, comfort, invasività e accettabilità da parte degli operatori [8]. Tendenzialmente accuratezza e invasività sono direttamente proporzionali: infatti i dispositivi più accurati sono anche più invasivi, mentre quelli meno invasivi forniscono dati meno precisi. [8].

Infine, i sistemi *nearable* si distinguono dai *wearable* poiché non devono essere indossati, essendo integrati in oggetti comuni o nell'ambiente lavorativo per raccogliere dati in modo indiretto [18]. Esempi di questi dispositivi sono: telecamere, sensori ambientali (temperatura, rumore, sostanze chimiche) e sistemi di localizzazione [18]. Si dividono principalmente in tre categorie:

1. **Sensori ambientali:** utilizzati per supervisionare le condizioni microclimatiche e il monitoraggio delle condizioni di lavoro. Questi sensori misurano parametri come la temperatura dell'aria, l'umidità relativa, il rumore e la presenza di sostanze chimiche, fumi o polveri aerodisperse [16]. Il loro impiego risulta particolarmente rilevante nei contesti industriali ad alto rischio, in quanto permette l'identificazione tempestiva di condizioni potenzialmente dannose per la salute e la sicurezza dei lavoratori, come la presenza di radiazioni [5] [5].

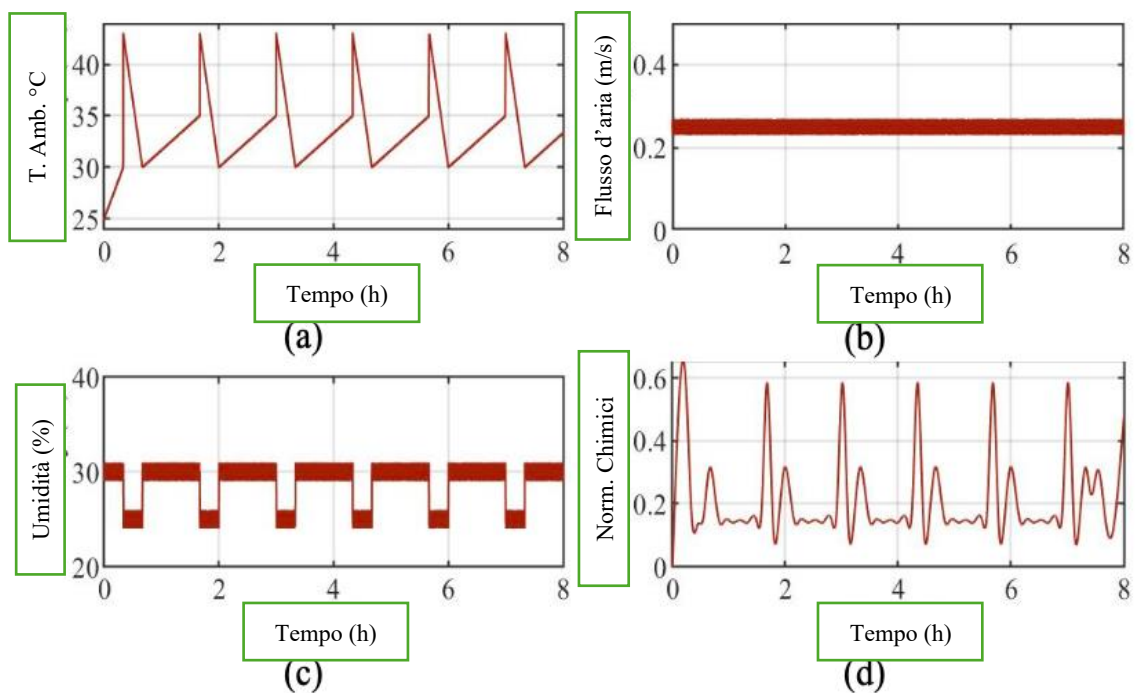


Figura 2.5- Esempio di rilevamento dati ambientali, [16]

2. **Sistemi di localizzazione**, basati su tecnologie wireless quali *Ultra-Wideband (UWB)*, *Bluetooth Low Energy (BLE)* e *Wi-Fi fingerprinting* per determinare la posizione degli addetti

[5], [20]. Tali sistemi consentono il tracciamento della posizione degli operatori in tempo reale, risultando fondamentali per applicazioni di sicurezza, come la prevenzione di collisioni con macchinari in movimento o la gestione dei flussi operativi all'interno degli ambienti produttivi [20], [15].

3. **Sistemi di visione artificiale**, basati su telecamere RGB e tecniche di *computer vision* [5]. Questi sistemi permettono di analizzare i movimenti le posture e l'ergonomia degli operatori in modo non invasivo [5], [15]. Questi sistemi sono ideali in contesti dove i vincoli ambientali sono stabili, consentendo di effettuare valutazioni ergonomiche e monitorare il livello di fatica senza che l'operaio debba indossare sensori fisici [15], [19]. Un'applicazione avanzata prevede l'uso di *depth camera* per il riconoscimento dello scheletro umano tramite l'identificazione di punti nello spazio tridimensionale [21]. Tale approccio consente di monitorare la posizione dell'operatore senza l'utilizzo di sensori indossabili, supportando applicazioni di sicurezza nei sistemi di collaborazione uomo-robot [21].

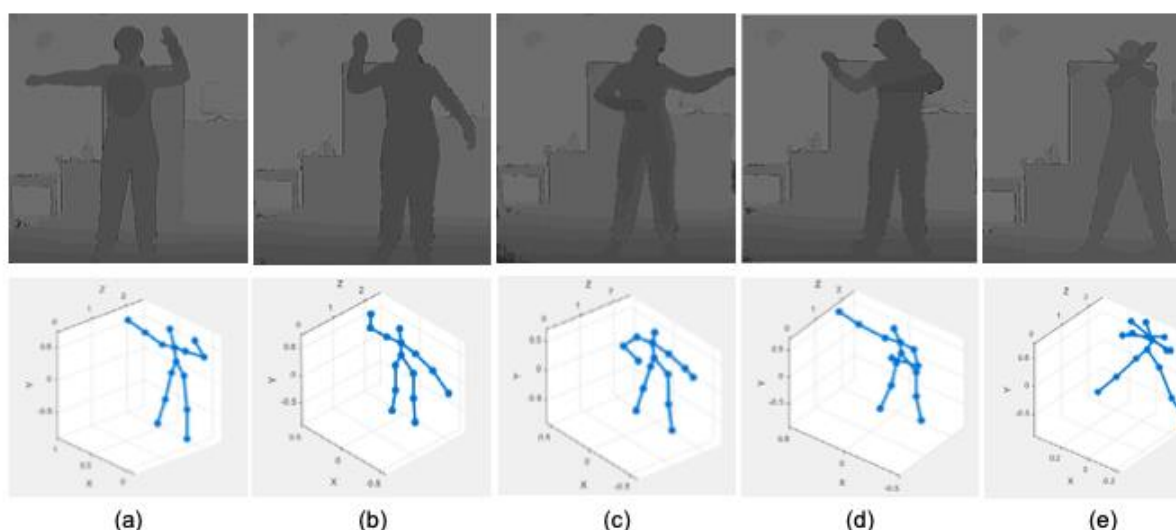


Figura 2.6- Rilevamento della postura e dei movimenti dell'operatore mediante tecniche di *computer vision* e ricostruzione scheletrica in un ambiente di assemblaggio collaborativo uomo-robot [21]

La Tabella 2.3 sintetizza le principali categorie di sistemi *nearable*, evidenziandone le informazioni raccolte e le principali applicazioni nei contesti industriali.

Tabella 2.3 –Principali categorie di sistemi *nearable* utilizzati nei contesti industriali, con indicazione delle informazioni raccolte e delle relative applicazioni.

| CATEGORIA | INFORMAZIONI | APPLICAZIONI |
|-----------|--------------|--------------|
|-----------|--------------|--------------|

|                                       |                                                              |                                                   |
|---------------------------------------|--------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------|
| <b>Sensori ambientali</b>             | Temperatura, umidità, qualità dell'aria, gas tossici, rumore | Monitoraggio ambientale e sicurezza               |
| <b>Sistemi di localizzazione</b>      | Posizione dell'operatore e tracciamento dei movimenti        | Prevenzione collisioni, gestione flussi operativi |
| <b>Sistemi di visione artificiale</b> | Posture, movimenti, interazioni uomo-macchina                | Ergonomia, sicurezza, monitoraggio attività       |

Nonostante la minore invasività fisica dei sistemi *nearable* rispetto ai *wearable*, essi possono rendere possibili forme di monitoraggio continuo e pervasivo, sollevando rilevanti criticità in termini di protezione dei dati personali [20]. In particolare, la raccolta di dati comportamentali e di localizzazione può contribuire a processi di profilazione dell'operatore, rendendo tali tecnologie particolarmente rilevanti nell'ambito delle analisi di *Data Protection by Design* [9]. Una terza categoria emergente è rappresentata dai sistemi *ibridi o multimodali*, che combinano dispositivi *wearable* e *nearable*, integrando dati provenienti da più fonti per ottenere una rappresentazione più completa del contesto operativo [15]. In tali configurazioni, ad esempio, i dati fisiologici rilevati da uno smartwatch possono essere combinati con dati di movimento acquisiti tramite sensori ambientali o con informazioni visive raccolte da telecamere, abilitando sistemi di analisi avanzati basati su approcci multimodali [15]. Questi sistemi possono essere adottati per cercare di mitigare le criticità delle varie tipologie di dispositivi. L'utilizzo dei sistemi ibridi aumenta però la complessità tecnica e le implicazioni sulla protezione dei dati [15].

### 2.2.2 Tipologia di sensori e parametri misurati

I sensori utilizzati in ambito industriale possono essere classificati in base alla tipologia di dati rilevati, distinguendo tra sensori fisiologici, sensori di movimento e comportamento e sensori ambientali [8]. I primi acquisiscono segnali direttamente dal corpo del lavoratore e risultano particolarmente rilevanti per il monitoraggio di condizioni quali stress, fatica, carico cognitivo e benessere psicofisico; i secondi consentono di analizzare postura, movimento ed ergonomia; i terzi rilevano variabili del contesto lavorativo, come temperatura, rumore, qualità dell'aria o presenza di sostanze potenzialmente nocive [8].

I **sensori fisiologici** consentono di estrarre informazioni sullo stato interno del lavoratore attraverso la rilevazione di parametri biologici e bioelettrici. Nei sistemi di monitoraggio industriale, particolare rilevanza assumono i segnali utili a inferire condizioni di stress, affaticamento e carico cognitivo[8]. Le tecnologie maggiormente impiegate per determinare lo stato del sistema nervoso autonomo vi sono l'elettrocardiografia (ECG) e la fotopletismografia (PPG), entrambe utilizzate per acquisire informazioni relative all'attività cardiaca [19], [22]. L'ECG misura i segnali elettrici generati dal

cuore mediante elettrodi applicati al corpo, offrendo elevata accuratezza nella rilevazione dei parametri cardiovascolari. Risulta però poco adatto a monitoraggi prolungati o ad ambienti industriali dinamici a causa della scarsa praticità e della sensibilità agli artefatti da movimento [8]. La PPG, invece, utilizza segnali ottici per stimare le variazioni del volume sanguigno periferico (*blood volume pulse*, BVP) [18],[8]. Grazie alla sua facilità di integrazione in dispositivi da polso (smartwatch e smartband), è la soluzione preferita per il monitoraggio continuo non invasivo, pur avendo una precisione intrinsecamente minore rispetto all'ECG [8].

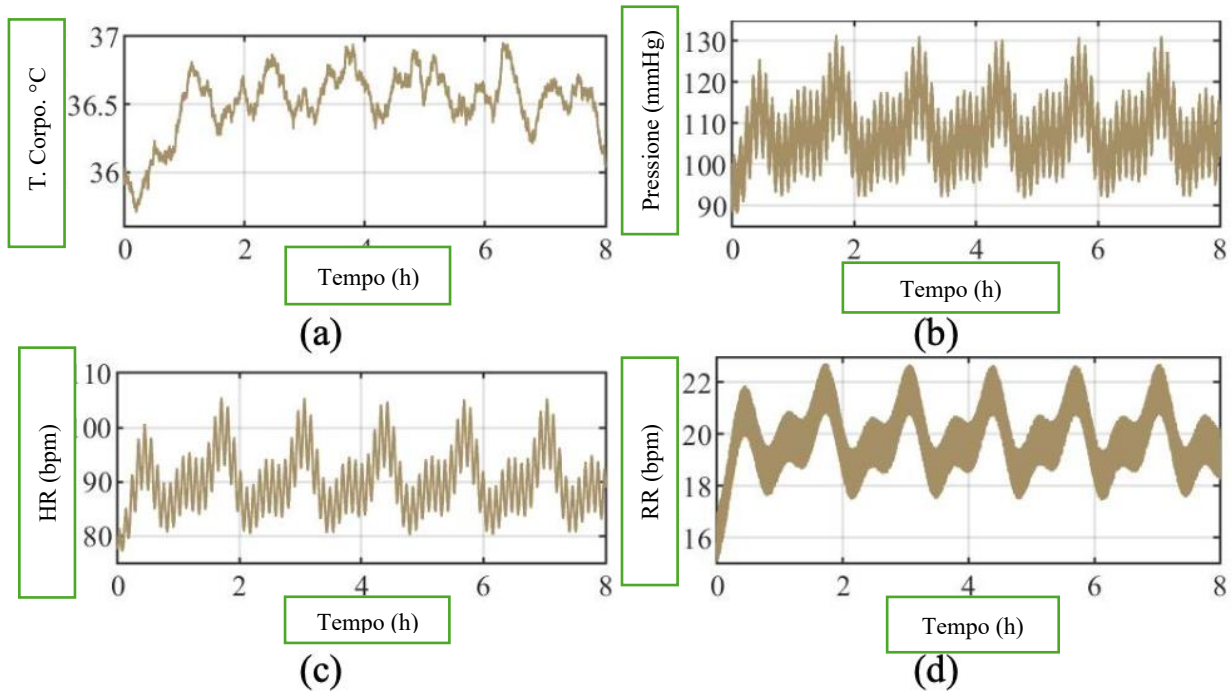


Figura 1.7- Parametri fisiologici misurati tramite sensori

Dall'analisi dei segnali cardiaci si ricava la *Heart Rate Variability (HRV)*, ovvero la fluttuazione temporale tra battiti consecutivi, considerata un indicatore affidabile dell'equilibrio tra le branche simpatica e parasimpatica del SNA [8], [19]. La HRV può essere analizzata nel dominio temporale, attraverso parametri come la frequenza cardiaca (*Heart Rate (HR)*), l'intervallo tra i battiti (*Interbeat Interval (IBI)* o intervallo R–R) e la deviazione standard degli intervalli normali (SDNN), che rappresenta un indicatore della variabilità cardiaca [19]. Oltre al dominio temporale è possibile calcolare la HRV nel dominio delle frequenze, mediante analisi spettrale delle componenti *Low Frequency (LF)* e *High Frequency (HF)*, nonché del rapporto LF/HF, frequentemente utilizzato come rappresentativo dell'equilibrio tra attività simpatica e parasimpatica e di conseguenza dello stress [19], [8].

Un segnale frequentemente impiegato è l'attività elettrodermica (EDA), nota anche come risposta galvanica della pelle (GSR), misura le variazioni della conduttanza cutanea causate dalla sudorazione eccrina, riflettendo direttamente l'attivazione simpatica [19]. L'EDA è generalmente distinta in:

- *Skin Conductance Level (SCL)*: componente tonica che varia lentamente, indicando lo stato di base [19];
- *Skin Conductance Response (SCR)*: componente fasica legata a reazioni rapide a stimoli specifici [19].

I modelli predittivi devono tenere conto di diversi fattori che possono influenzare le previsioni. Tra questi vi sono l'età, l'esperienza dell'operatore, il genere e le condizioni climatiche, come la temperatura e l'umidità [8].

I parametri respiratori sono una delle categorie di indicatori più utilizzate per determinare il livello di stanchezza e l'impegno cognitivo dell'operatore [19]. In particolare, vengono misurati la frequenza respiratoria, il volume e il flusso d'aria. Questi dati possono essere acquisiti tramite fasce toraciche sensorizzate oppure attraverso tecniche indirette, come l'ECG-Derived Respiration (EDR), che utilizza il segnale elettrocardiografico per stimare la respirazione. La frequenza respiratoria è ritenuta uno degli indici più affidabili e monitorabili per la stima del carico mentale (*mental workload*), poiché le sue fluttuazioni riflettono direttamente l'intensità dello sforzo richiesto da un compito [16].

I parametri oculari sono misurati tramite sensori di *eye-tracking* o occhiali per l'elettrooculografia (EOG) [19]. Tramite questi sensori è possibile tracciare parametri come la frequenza e la durata dell'ammicciamento (*blink rate*), insieme alla latenza dello stesso e alle variazioni nel diametro pupillare, sono ampiamente utilizzati per quantificare i livelli di attenzione e la reattività cognitiva durante l'esecuzione di mansioni industriali critiche [Pasquale]

Il monitoraggio dello stato psicofisico dei lavoratori può avvenire tramite la misurazione della temperatura cutanea (*Skin Temperature, ST*) e della pressione arteriosa (*Blood Pressure, BP*), parametri che forniscono informazioni cruciali sulle risposte del sistema nervoso autonomo agli stress fisici e ambientali [16]. L'elettromiografia (EMG) permette invece di analizzare l'attività elettrica dei muscoli, consente di identificare precocemente stati di tensione muscolare, affaticamento localizzato o condizioni di sovraccarico biomeccanico che potrebbero compromettere la sicurezza dei lavoratori [Paquale].

Infine, l'elettroencefalografia (EEG) si conferma come la metodologia d'elezione per una valutazione oggettiva dei processi neurocognitivi e della vigilanza [19]. Questa tecnica registra l'attività elettrica della corteccia cerebrale e consente di decomporre il segnale nelle bande di frequenza canoniche: *Delta, Theta, Alpha e Beta* [19]. Le variazioni di ampiezza e potenza in queste bande sono strettamente correlate a differenti stati mentali, spaziando dalla sonnolenza alla attenzione focalizzata, fornendo così una metrica precisa per la valutazione del workload dell'operatore [8].

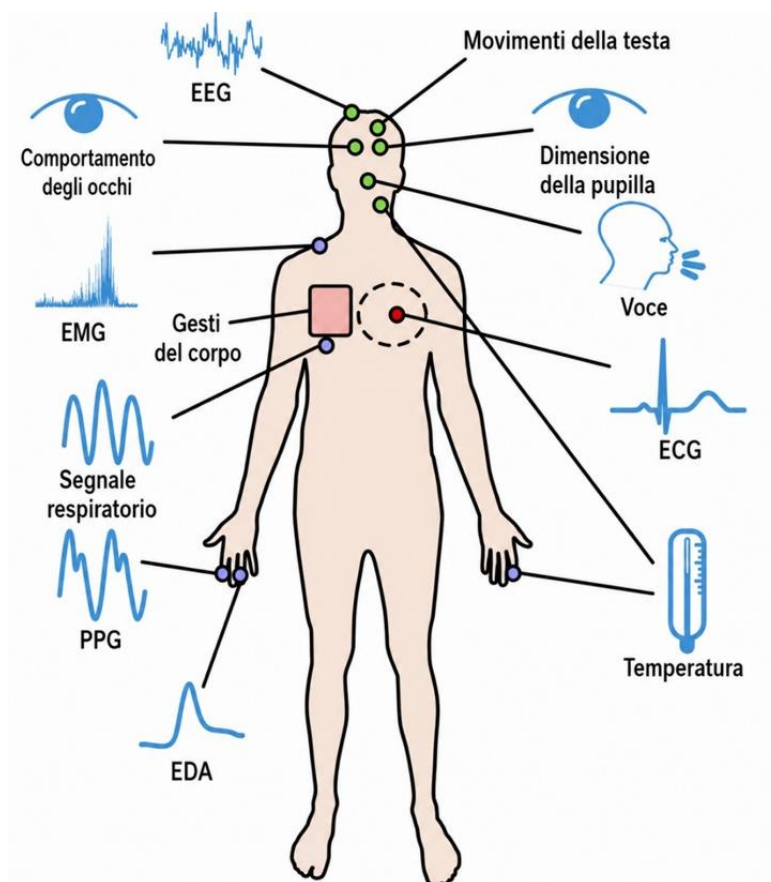


Figura 2.8 – Principali sensori fisiologici e cognitivi utilizzati nei sistemi wearable per il monitoraggio degli operatori industriali e relativi parametri rilevati.

I **sensori di movimento e comportamento** si basano su una *Inertial Measurement Unit* (IMU) e sistemi di visione artificiale. I primi sono dei dispositivi elettronici che misurano l'orientamento, la velocità angolare e l'orientamento di un corpo nello spazio. Gli IMU si basano su una combinazione di tre principali sensori [15] :

1. **Accelerometro:** Misura le accelerazioni lineari e rileva la forza di gravità.
2. **Giroscopio:** Misura la velocità angolare
3. **Magnetometro (opzionale):** Misura il campo magnetico terrestre, funzionando come una bussola elettronica per determinare la direzione.

I dispositivi IMU consentono il rilevamento delle cadute, la valutazione delle posture e l'analisi dell'ergonomia durante operazioni fisicamente impegnative [5]. La letteratura scientifica evidenzia un importante *trade-off* tra sensori inerziali e visione artificiale basata su telecamere. Sebbene la visione artificiale sia ottimale in postazioni fisse, i sensori IMU sono preferibili in contesti dinamici e non strutturati (come i cantieri o la logistica complessa), dove l'ambiente cambia continuamente e le telecamere potrebbero subire occlusioni dovute a macchinari o altri operatori [15].

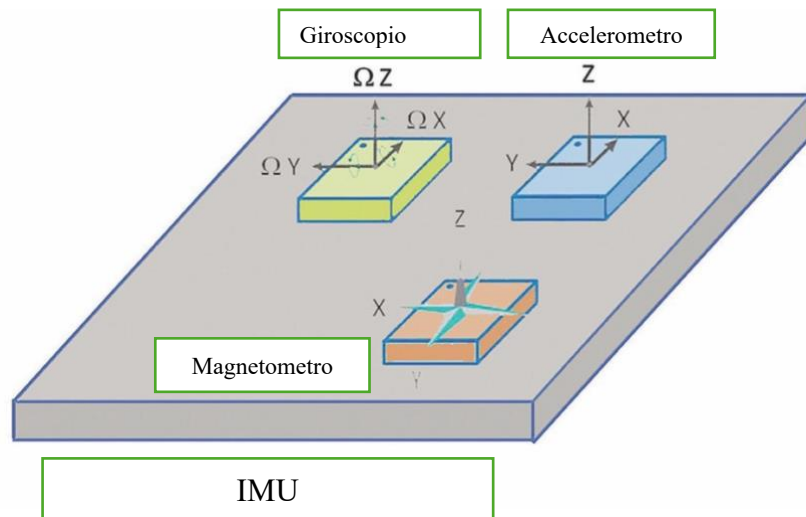


Figura 2.9- Componenti principali di una Inertial Measurement Unit (IMU): accelerometro, giroscopio e magnetometro.

I **sensori ambientali** svolgono un ruolo fondamentale nel rilevamento di parametri critici all'interno dei contesti industriali [20]. Esempi comuni sono la temperatura, l'umidità, il rumore, le radiazioni o la presenza di gas tossici [20].

La Tabella 2.4 sintetizza la relazione tra le principali tecnologie di sensing, i segnali acquisiti e i parametri derivati utilizzati nei sistemi di monitoraggio fisiologico e ambientale.

Tabelle 2.4- Principali sensori utilizzati nei sistemi wearable per il monitoraggio fisiologico degli operatori industriali

| Sensore / Tecnologia                   | Segnale acquisito                     | Parametri derivati                          | Significato fisiologico/Applicazione                       |
|----------------------------------------|---------------------------------------|---------------------------------------------|------------------------------------------------------------|
| <b>ECG</b>                             | Segnale elettrico cardiaco            | HR, IBI, HRV                                |                                                            |
| <b>PPG</b>                             | Segnale ottico (volume sanguigno)     | HR, BVP, IBI, HRV                           | Monitoraggio continuo della frequenza cardiaca;            |
| <b>EDA/GSR</b>                         | Conduttanza cutanea                   | Livello tonico (SCL), risposta fasica (SCR) | Attivazione del sistema nervoso autonomo                   |
| <b>IMU(Accelerometro + Giroscopio)</b> | Movimento e orientamento              | Attività, postura, intensità movimento      | Contesto fisico, ergonomia, rilevazione fatica fisica      |
| <b>Sensore temperatura</b>             | Temperatura cutanea                   | Variazioni termiche                         | Risposte allo stress, affaticamento, condizioni ambientali |
| <b>Sensori respiratori</b>             | Frequenza e ampiezza respirazione     | Respiratory Rate (RR), pattern respiratori  | Stress, affaticamento, carico cognitivo                    |
| <b>EMG</b>                             | Attività elettrica muscolare          | Livello di attivazione muscolare            | Sovraccarico muscolare, fatica                             |
| <b>EEG</b>                             | Attività elettrica cerebrale          | Bande di frequenza (alpha, beta, ecc.)      | Carico cognitivo, attenzione, stress mentale               |
| <b>Eye-tracking</b>                    | Movimento oculare e attenzione visiva | Frequenza di ammiccamento, diametro pupille | Carico Cognitivo                                           |
| <b>Sensori ambientali</b>              | Variabili ambientali                  | Livelli esposizione (dBA, ppm, °C)          | Contesto di rischio, sicurezza sul lavoro                  |

### 2.2.3 Applicazioni del monitoraggio nei contesti industriali

La crescente diffusione di dispositivi *wearable* e *nearable* nei contesti industriali ha favorito lo sviluppo di sistemi di monitoraggio sempre più integrati e *data-driven*, capaci di prevenzione i rischi e al migliorare le condizioni di lavoro [18].

L'obiettivo di tali sistemi consiste nell'individuazione precoce di condizioni potenzialmente critiche, attraverso l'analisi continua dello stato del lavoratore e del contesto operativo, supportando strategie preventive e interventi adattivi in tempo reale. In particolare, l'integrazione di dati provenienti da sensori fisiologici, sistemi di *motion tracking* e sensori ambientali consente di sviluppare modelli multimodali capaci di fornire una rappresentazione più completa delle condizioni operative e dei fattori di rischio presenti nell'ambiente produttivo[21].

Nonostante i potenziali benefici in termini di sicurezza, ergonomia e ottimizzazione dei processi, l'adozione di tali tecnologie presenta ancora criticità rilevanti, legate all'affidabilità e usabilità dei sensori in ambienti industriali complessi, alla gestione e interpretazione dei dati raccolti, ai costi di implementazione e alle implicazioni etiche e di privacy associate al monitoraggio continuo del

lavoratore [7]. La possibilità di correlare informazioni fisiologiche, comportamentali e contestuali può infatti determinare forme di monitoraggio particolarmente granulari, capaci di produrre inferenze dettagliate sullo stato psicofisico e sulle performance dell'operatore, rendendo necessario un approccio progettuale orientato ai principi di *Data Protection by Design* [7].

Le principali applicazioni del monitoraggio sono: lo stress, la fatica fisica, il carico cognitivo, l'ergonomia e il monitoraggio dell'ambiente [18].

### **Monitoraggio dello stress**

Lo stress causato dal lavoro rappresenta uno dei fattori umani più rilevanti per la sicurezza e la qualità del processo, poiché può incidere sul benessere psicofisico del lavoratore, aumentare la probabilità di errore umano e compromettere la performance operativa. L'identificazione dello stress si effettua tramite la rilevazione di stati alterati di segnali fisiologici quali HRV, EDA, EEG ed EMG [15]).

Un esempio applicativo è il sistema RT-PROFASY[6], finalizzato al rilevamento in tempo reale dello stress e della fatica tramite sensori *wearable*. A differenza dei sistemi tradizionali reattivi (come interviste o questionari), RT-PROFASY adotta un approccio proattivo, integrando i dati biosensoriali con i flussi di dati provenienti dai processi produttivi, dalle condizioni ambientali (Building Automation) e dalla localizzazione indoor degli operatori e dei dispositivi di protezione individuale. Nel sistema proposto, la rilevazione dello stress si basa sull'acquisizione del segnale ECG tramite una maglietta sensorizzata (*Smartex srl*) dotata di elettrodi a secco [6],. Questa soluzione è stata preferita ai dispositivi da polso (smartwatch o wristband) perché garantisce segnali di qualità superiore durante le attività manifatturiere dinamiche, evitando le interferenze causate dal movimento degli arti e l'ingombro con i Dispositivi di Protezione Individuale (**DPI**), come i guanti [6],.

Il processo di analisi dei dati è composto dalle seguenti fasi tecniche:

- Filtraggio: il segnale ECG grezzo viene elaborato per creare un dato privo di potenziali distorsioni [6].
- Classificazione AI: per distinguere tra stati di stress acuto e condizioni non stressanti, viene utilizzata una Rete Neurale Convolutionale 1D (CNN) [6].
- Valutazione delle performance: il modello ha dimostrato un'elevata efficacia, raggiungendo un'accuratezza dell'88,4% e un F1-score di 0,90 [6].

I test condotti in uno scenario reale (un'azienda del settore metalmeccanico) hanno confermato la fattibilità tecnica e l'usabilità del sistema (punteggio SUS di 73), dimostrando come l'analisi multidimensionale dei dati consenta di identificare le cause di inefficienza e migliorare la sicurezza sul lavoro [6].

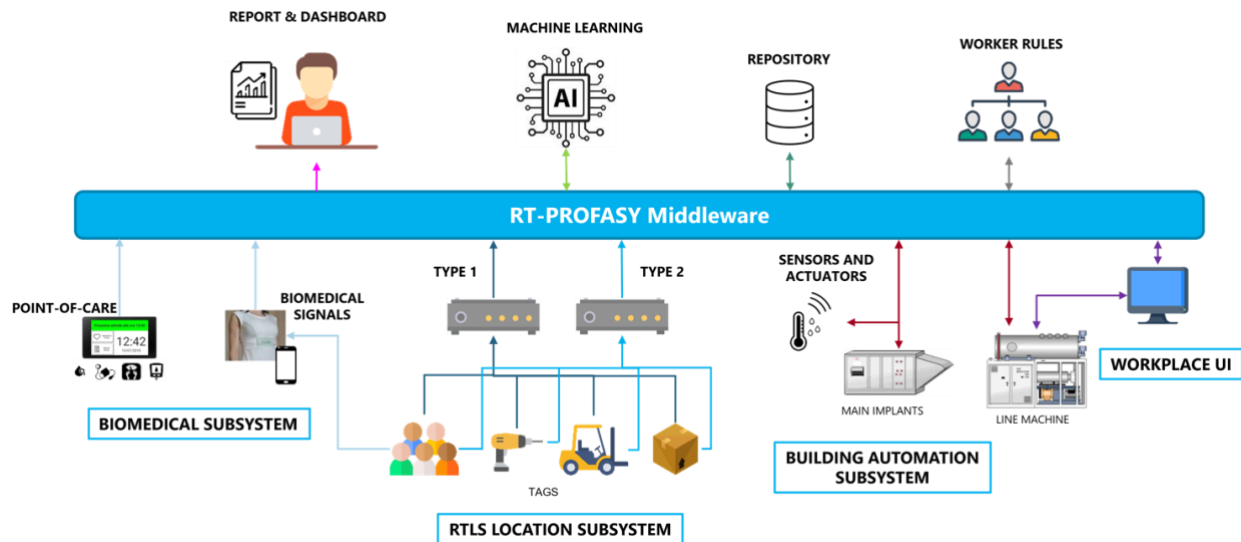


Figure 2.10- Architecture of the RT-PROFASY monitoring system, [6]

## Monitoraggio della fatica fisica

Nei contesti industriali, la fatica, come lo stress, rappresenta un fattore di rischio rilevante per la sicurezza e l'efficienza operativa, poiché può compromettere le capacità cognitive e fisiche del lavoratore, aumentando la probabilità di errore umano, riducendo i livelli di attenzione e incidendo negativamente sulla qualità delle prestazioni. La fatica fisica deriva da sforzi prolungati o posture incongrue che possono causare incidenti e infortuni legati a condizioni di sovraccarico [19][23].

La sua rilevazione avviene principalmente attraverso l'acquisizione di segnali fisiologici e biomeccanici, tra cui HR, HRV, EMG, EEG, EDA e dati provenienti da IMU, che consentono di identificare alterazioni nei pattern fisiologici, nella performance motoria e nello stato di vigilanza del lavoratore. In particolare, l'HRV rappresenta uno degli indicatori maggiormente utilizzati per la valutazione dell'affaticamento fisiologico, in quanto riflette l'attività del sistema nervoso autonomo e i processi di autoregolazione dell'organismo; l'EMG consente di monitorare la fatica muscolare [23].

Un esempio applicativo recente è il sistema *FaMS (Fatigue Monitoring System)* proposto da Rosselli et al., finalizzato alla stima della fatica fisica percepita dei lavoratori in ambienti manifatturieri reali. Il sistema raccoglie dati fisiologici e comportamentali mediante dispositivi *wearable* non invasivi, integrandoli con informazioni ottenute tramite questionari. In particolare, vengono acquisiti parametri come l'HR, la temperatura cutanea (ST) e la risposta galvanica della pelle (GSR) successivamente elaborati mediante modelli di machine learning, tra cui *Random Forest* e *Feedforward Neural Network*. La fatica viene valutata mediante la scala *Borg CR-10*, che consente una classificazione multilivello della fatica percepita, più informativa rispetto a una semplice distinzione binaria tra stato affaticato e non affaticato [24]

## Monitoraggio del carico cognitivo o mentale

Il carico cognitivo o mentale (*Mental Workload, MWL*) rappresenta un fattore rilevante per la sicurezza e l'efficienza operativa, poiché influisce sulle capacità attentive, decisionali e sulla performance del lavoratore [5]. Un livello di carico cognitivo eccessivamente elevato può compromettere la qualità dell'esecuzione del compito, aumentare la probabilità di errore umano e ridurre la capacità di risposta in situazioni critiche, mentre livelli troppo bassi possono favorire disattenzione e perdita di vigilanza [25].

La sua rilevazione avviene principalmente mediante l'acquisizione di segnali fisiologici e comportamentali, tra cui elettroencefalografia (EEG), *heart rate variability* (HRV), attività elettrodermica (EDA), parametri oculari (ad esempio diametro pupillare e movimenti oculari) e indicatori di performance del compito (passando per dati raccolti attraverso telecamere e computer vision ) [19]. In particolare, l'EEG rappresenta uno dei segnali maggiormente utilizzati per la valutazione del carico mentale, in quanto consente di rilevare variazioni dell'attività cerebrale associate a differenti livelli di impegno cognitivo. Tuttavia, nei contesti industriali il suo impiego può risultare limitato dall'invasività dei dispositivi e dall'interferenza con le normali attività lavorative[19]. Data la natura multidimensionale del carico cognitivo, una delle sfide principali rimane la sua misurazione oggettiva e non invasiva in contesti industriali [17]. Dunque, è spesso necessario integrare dati provenienti da diversi sensori sia indossabili che nearable. [17]. Inoltre, è indispensabile adottare delle metodologie come la *logica fuzzy*, per trasformare i dati complessi raccolti tramite i sensori in dati più semplici da cui estrarre informazioni riguardo allo stato di fatica mentale dell'operatore [17]. La logica fuzzy permette di mappare lo stato psicofisico del lavoratore su sei descrittori specifici del carico mentale: attenzione, memoria, linguaggio, matematica, logica e lettura. Attraverso algoritmi di *Machine Learning*, i dati elaborati consentono di classificare in tempo reale lo stato dell'operatore, distinguendo tra una condizione di idoneità al compito, la necessità di assistenza medica o l'attivazione di specifiche strategie di supporto tecnologico[17].

Un esempio applicativo è il sistema proposto da Lagomarsino et al., sviluppato per la valutazione online del carico cognitivo durante attività di assemblaggio. Il sistema utilizza una camera RGB-D per acquisire immagini e dati di profondità della postazione, elaborati mediante moduli di tracciamento cinematico della parte superiore del corpo (*human upper-body kinematics tracking*), stima della posa della testa e tracciamento [26]. A partire da questi dati, il sistema valuta fattori quali perdita di concentrazione, difficoltà del compito, costo informativo delle istruzioni, movimenti inattesi e segnali comportamentali associati allo stress, stimando due indicatori principali: *mental effort* e *stress level* [26]. Lo studio evidenzia il potenziale di approcci *vision-based* e non indossabili per il monitoraggio del carico cognitivo nei contesti manifatturieri, riducendo i vincoli legati all'uso

di sensori wearable e favorendo l'integrazione in sistemi meccatronici orientati al miglioramento dell'ergonomia cognitiva[26].

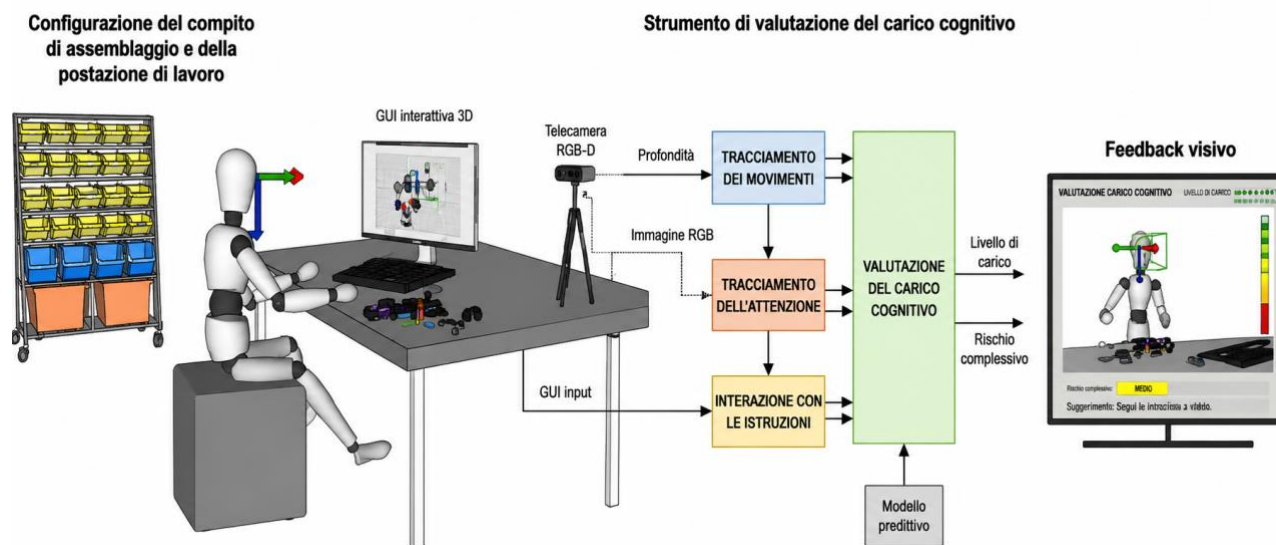


Figura 2.11-. Framework vision-based per la valutazione online del carico cognitivo in attività di assemblaggio. Il sistema integra camera RGB-D, tracciamento cinematico, stima dell'attenzione e interazione con le istruzioni per stimare sforzo mentale e stress, [26].

## Monitoraggio ergonomico e prevenzione degli infortuni

L'ergonomia si occupa di studiare il rapporto tra individuo, attività lavorativa e ambiente di lavoro, con l'obiettivo di progettare sistemi che tengano conto delle caratteristiche fisiche delle persone [27]. Nei moderni contesti produttivi questo tema assume un'importanza crescente, soprattutto alla luce dei principi dell'Industria 5.0, che promuovono una visione *human-centric* della produzione [28]. In tale prospettiva, le tecnologie digitali non devono essere orientate esclusivamente all'aumento delle prestazioni produttive, ma anche al miglioramento delle condizioni di lavoro e del benessere degli operatori [28]. L'applicazione dei principi ergonomici risulta particolarmente importante nelle attività manifatturiere, dove i lavoratori sono spesso esposti a operazioni ripetitive, movimentazione di materiali e interazioni prolungate con macchine e attrezzature [27]. Una postazione progettata senza adeguate considerazioni ergonomiche può determinare un aumento del rischio di infortuni e una riduzione dell'efficienza operativa [27]. Al contrario, l'integrazione di criteri ergonomici fin dalle fasi di progettazione consente di realizzare ambienti di lavoro più sicuri, accessibili e funzionali [27]. Tra le problematiche maggiormente analizzate vi sono i *Work-Related Musculoskeletal Disorders (WMSDs)*, ovvero i disturbi muscoloscheletrici correlati all'attività lavorativa che interessano muscoli, tendini e articolazioni [27]. Tali patologie rappresentano una delle principali cause di riduzione della capacità lavorativa e di assenza dal lavoro nei contesti industriali. La loro insorgenza è associata a fattori di rischio quali posture scorrette, movimenti ripetitivi e sollevamento di carichi,

ma anche a caratteristiche individuali come l'invecchiamento della forza lavoro, che comporta una fisiologica riduzione della capacità fisica [27]. La valutazione ergonomica viene tradizionalmente effettuata mediante metodi osservazionali che consentono di stimare il livello di rischio associato alle attività svolte [29]. Tra i più utilizzati vi sono il *Rapid Upper Limb Assessment (RULA)*, focalizzato principalmente sugli arti superiori e sul tronco, il *Rapid Entire Body Assessment (REBA)*, che considera l'intero corpo, e l'Ovako Working Posture Assessment System (OWAS), impiegato per classificare e valutare le posture assunte durante il lavoro [29]. Per le attività che prevedono la movimentazione manuale dei carichi è inoltre ampiamente utilizzata l'equazione NIOSH, che permette di stimare i limiti raccomandati di sollevamento e il relativo rischio biomeccanico [29]. L'evoluzione tecnologica permette oggi di utilizzare sistemi più avanzati e meno invasive come *motion capture*, sensori inerziali, *telecamere depth*, algoritmi di *computer vision* e modelli digitali umani [27], [28],[29]

La Figura 2.7 mostra l'architettura generale di un sistema di monitoraggio ergonomico basato su *computer vision* per la valutazione semi-automatica del rischio biomeccanico del lavoratore. Il processo inizia con la raccolta di dati video dell'operatore mediante sistemi di acquisizione visiva (*video capturing*), che registrano le attività svolte nella postazione di lavoro[27]. I video acquisiti vengono successivamente sincronizzati ed elaborati tramite algoritmi di stima della posizione, finalizzati all'identificazione dei punti anatomici e alla ricostruzione della postura corporea del lavoratore. Attraverso strumenti di *motion analysis*, quali sistemi di stima della posa basati su *deep learning* (ad esempio *TensorFlow pose estimation* e *MediaPipe hand tracking*), vengono estratti angoli articolari e parametri cinematici del movimento. Tali informazioni sono quindi utilizzate per applicare metodologie standardizzate di valutazione ergonomica, come la *Rapid Upper Limb Assessment (RULA)* e la *Rapid Entire Body Assessment (REBA)*, consentendo una stima del livello di rischio ergonomico associato alle posture osservate [27],[29]

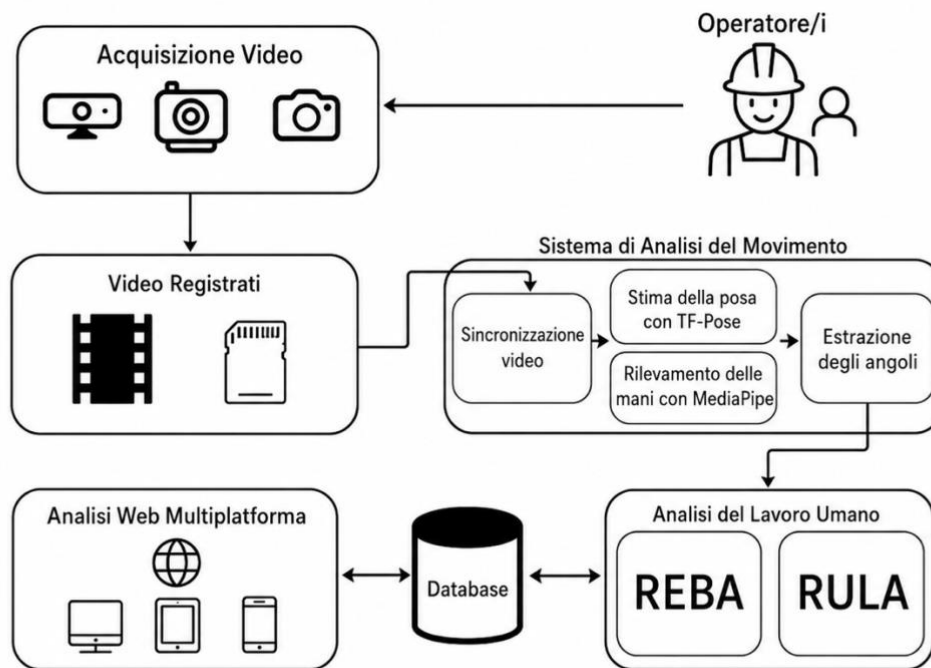


Figura 2.12-Pipeline di monitoraggio ergonomico basata su acquisizione video, analisi del movimento ed estrazione di angoli articolari per la valutazione del rischio tramite indici RULA e REBA. Fonte: adattata da [27], [29].

Un esempio applicativo è lo studio proposto da Agostinelli et al. (2024), finalizzato alla validazione di sistemi di *Motion Capture (MoCap) RGB 2D* basati su *computer vision* per la valutazione semi-automatica del rischio ergonomico in ambienti manifatturieri reali. Il sistema utilizza telecamere RGB non intrusive e algoritmi di stima posturale per monitorare in continuo i movimenti del lavoratore e identificare posture potenzialmente a rischio ergonomico durante lo svolgimento delle attività produttive[29]. Lo studio evidenzia come tali sistemi, pur non sostituendo ancora completamente la valutazione esperta ai fini certificativi, presentino un elevato potenziale per il monitoraggio continuo delle posture, risultando strumenti promettenti per migliorare sicurezza ed efficienza nei contesti Industry 5.0, grazie al basso costo, alla ridotta invasività e alla possibilità di adattarsi a differenti workstation produttive [29].

### Monitoraggio ambientale

In ambito industriale, i sistemi di monitoraggio ambientale rappresentano un pilastro fondamentale per la prevenzione dei rischi, consentendo la rilevazione tempestiva di minacce non sempre visibili, come la presenza di gas tossici, composti organici volatili (VOC) e condizioni microclimatiche avverse [5]. Queste tecnologie osservano il contesto operativo, riducendo la probabilità di infortuni e l'esposizione a sostanze pericolose [5].

L'utilizzo di sensori wearable consente di monitorare vari parametri come la qualità dell'aria e la concentrazione di gas specifici (come CO, NH<sub>3</sub> o CO<sub>2</sub>), l'illuminazione, le radiazioni e i livelli di rumore e vibrazioni [5]. Tale controllo costante è vitale nei settori chimici o estrattivi, dove l'esposizione eccessiva a fattori fisici può causare danni uditivi o malattie professionali croniche [[20]. Inoltre, il controllo di temperatura e umidità è essenziale per prevenire lo stress termico e l'affaticamento, fattori che possono compromettere la vigilanza e la capacità decisionale dell'operatore, aumentando indirettamente il rischio di errore umano [20].

La prospettiva dell'Industria 5.0 spinge verso lo sviluppo di sistemi di monitoraggio multimodali, in cui i dati ambientali vengono fusi con i parametri vitali dell'operatore per ottenere una valutazione del rischio dinamica e su misura pericolose [5]. Fondamentale in questo processo è l'applicazione dei principi di **Data Protection by Design**: l'architettura di questi sistemi deve integrare fin dalla progettazione misure di sicurezza e gestione etica dei dati, assicurando che la sorveglianza ambientale non comprometta la privacy e la dignità del lavoratore. Un esempio di tale approccio integrato e sicuro sarà oggetto di approfondimento nella presente analisi.

Tabella 2.5- Principali applicazioni del monitoraggio nei contesti industriali, parametri rilevati e tecnologie impiegate

| <b>Applicazione del monitoraggio</b>       | <b>Parametri monitorati</b>                                                                          | <b>Scopi principali</b>                                                | <b>Finalità</b>                                                                       |
|--------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Carico cognitivo</b>                    | EEG, HRV, EDA, eye tracking, attenzione visiva, performance del compito                              | EEG, RGB-D camera, eye tracking, computer vision                       | Riduzione dell'overload cognitivo e miglioramento della performance operativa         |
| <b>Ergonomia e rischio biomeccanico</b>    | Postura, joint angles, movimento, posture incongrue                                                  | IMU, RGB camera, Motion Capture (MoCap), depth camera, computer vision | Prevenzione dei <b>WMSDs</b> e miglioramento dell'ergonomia della postazione          |
| <b>Fatica</b>                              | HR, HRV, EMG, EEG, EDA, ST, movimento                                                                | Wearable multimodali, IMU, EMG, smart wearable + machine learning      | Prevenzione di affaticamento, errori umani e sovraccarico biomeccanico                |
| <b>Monitoraggio ambientale e sicurezza</b> | VOCs, gas tossici (CO <sub>2</sub> , NH <sub>3</sub> , CO), temperatura, umidità, rumore, vibrazioni | Sensori ambientali, wearable, IoT sensor, smart helmets                | Prevenzione dei rischi occupazionali e miglioramento della sicurezza operativa        |
| <b>Stress</b>                              | HR, HRV, ECG, EDA, EEG, EMG                                                                          | wearable ECG, smart garments, EDA sensor, EEG                          | Rilevazione precoce dello stress lavoro-correlato e prevenzione del rischio operativo |

### 2.2.4 Metodologie di analisi

I segnali acquisiti dai sensori non sono immediatamente interpretabili né direttamente utilizzabili per supportare processi decisionali o sistemi di monitoraggio del benessere [30]. Per trasformare i dati acquisiti in dati interpretabili bisogna seguire le fasi mostrate in figura 2.8: la preparazione dei dati, l'estrazione delle caratteristiche rilevanti, l'applicazione di algoritmi di machine learning e la valutazione delle prestazioni dei modelli sviluppati [30].



Figura 2.13- Fasi dell'analisi dei dati, adattata da [8]

I dati possono essere raccolti sia in ambienti controllati di laboratorio, nei quali lo stress viene indotto attraverso protocolli standardizzati come il *Trier Social Stress Test*, sia in contesti reali (*free-living*), caratterizzati da una maggiore complessità ma anche da una maggiore aderenza alle condizioni operative quotidiane. Una delle principali difficoltà nell'analisi dei dati fisiologici riguarda la qualità dei segnali acquisiti [8]. I dispositivi wearable sono infatti soggetti a interferenze dovute ai movimenti dell'utilizzatore, alle condizioni ambientali e ai limiti intrinseci dei sensori [22], [30]. Inoltre, i diversi segnali vengono generalmente acquisiti con frequenze di campionamento differenti [8]. Prima di procedere all'analisi è quindi necessario effettuare una fase di *pre-processing* finalizzata alla sincronizzazione temporale dei dati e alla riduzione del rumore presente nei segnali [30]. Il *pre-processing* include:

1. Sincronizzazione e *Down-sampling*: Poiché i sensori operano a frequenze diverse (ad esempio l'EDA a 4 Hz e la frequenza cardiaca a 1 Hz), è necessario ricampionare i segnali per garantire un allineamento temporale perfetto [14].
2. Filtraggio: Si utilizzano filtri Butterworth (solitamente del quarto ordine) o passa-basso per rimuovere il rumore ad alta frequenza e i tremolii, specialmente nel segnale EDA [30], [8].
3. Gestione dei dati mancanti: Gli artefatti da movimento possono causare lacune nel segnale; in questi casi si ricorre a tecniche di interpolazione, come la *Cubic Spline* o l'interpolazione lineare [8].

Nei dataset reali o sperimentali, gli stati alterati sono solitamente molto meno frequenti rispetto agli stati di normalità, creando uno sbilanciamento delle classi che può viziare il modello [8]. Per mitigare questo problema si adottano diverse strategie:

- *Undersampling*: Rimozione casuale di campioni dalla classe maggioritaria, con il rischio però di perdere informazioni preziose [30].
- *Oversampling* (SMOTE/ADASYN): Generazione di campioni sintetici per la classe minoritaria al fine di bilanciare il dataset [30].
- *Data Augmentation*: Tecnica emergente per creare nuove osservazioni realistiche e migliorare la robustezza del modello [30].

Prima di procedere all'estrazione delle feature, i dati devono essere scalati. La standardizzazione (trasformazione dei dati affinché abbiano media 0 e deviazione standard 1) è fondamentale per migliorare le prestazioni degli algoritmi, poiché le risposte fisiologiche variano enormemente tra gli individui [30]. La normalizzazione garantisce inoltre che variabili con unità di misura diverse non dominino ingiustamente il processo di apprendimento del modello [8].

Una volta completata la fase di preparazione, i dati fisiologici vengono sottoposti a processi di *feature extraction*. L'obiettivo di questa fase è trasformare i segnali grezzi e di vario tipo in un insieme di variabili numeriche sintetiche che possano essere utilizzate dagli algoritmi di *machine learning* per stimare lo stato dell'operatore [30]. Tra gli algoritmi maggiormente utilizzati figurano *Decision Tree*, *Random Forest*, *Support Vector Machine*, *k-Nearest Neighbors*, *Logistic Regression* e *Naive Bayes* [30], [8]. In particolare, gli algoritmi basati su alberi decisionali, come *Random Forest* e *Gradient Boosting*, mostrano frequentemente prestazioni superiori grazie alla loro capacità di gestire dataset rumorosi, relazioni non lineari e variabili eterogenee [30], [8].

Negli ultimi anni si è inoltre osservata una crescente diffusione di approcci basati sul *deep learning*. Le reti neurali profonde consentono di identificare automaticamente pattern complessi all'interno dei dati fisiologici senza richiedere la fase di *feature engineering* manuale [8]. Le architetture più diffuse sono la *Long Short-Term Memory* (LSTM), utilizzate principalmente per l'analisi di serie temporali, e le *Convolutional Neural Networks* (CNN), impiegate per individuare relazioni non lineari difficilmente rilevabili mediante approcci tradizionali (immagini) [8]. Nonostante le elevate prestazioni ottenibili, tali modelli hanno bisogno di una elevata quantità di dati e presentano generalmente una minore interpretabilità rispetto agli algoritmi tradizionali [8].

Per verificare la capacità di generalizzazione dei modelli vengono frequentemente adottate tecniche di *cross-validation*, come la *K-Fold Cross Validation* e la *Leave-One-Subject-Out Cross Validation* [8]. Quest'ultima risulta particolarmente rilevante poiché permette di valutare la capacità del sistema di operare correttamente su individui non presenti durante la fase di addestramento. Le prestazioni vengono misurate attraverso metriche quali *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-score* e *Area Under the Curve* (AUC) [8]. Sebbene numerosi studi riportino accuratezze superiori al 90%, tali valori devono

essere interpretati con cautela, soprattutto in presenza di dataset sbilanciati, nei quali un'elevata accuracy può nascondere una scarsa capacità di identificare correttamente gli episodi di stress [30].

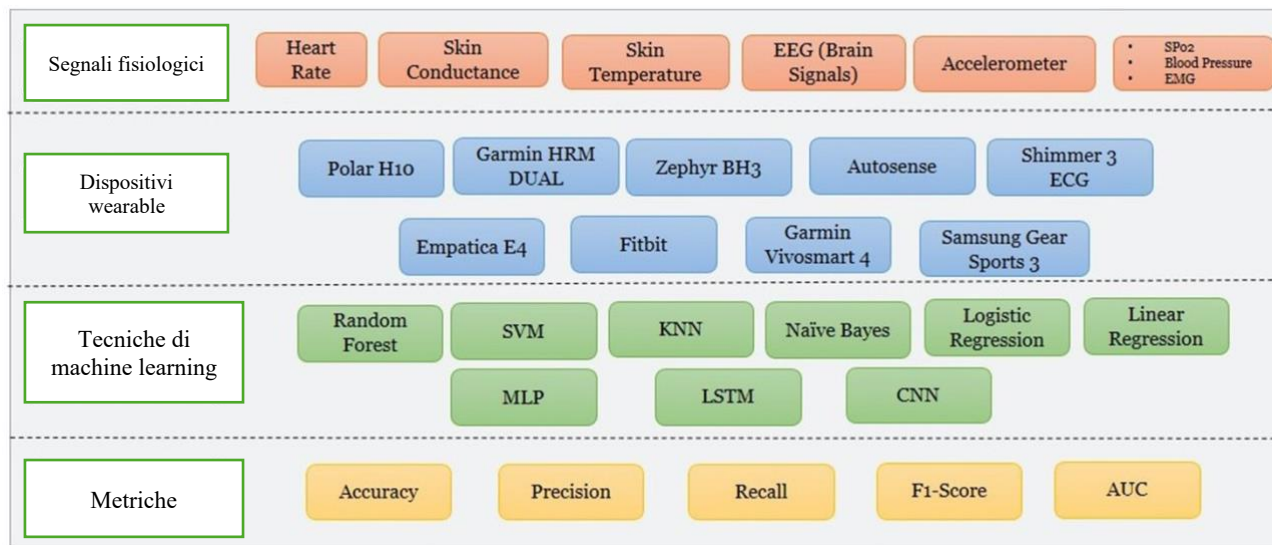


Figura 2.14 Panoramica del controllo dello stato psicofisico dei lavoratori nel contesto manifatturiero [8]

## 2.3 Tecnologie assistive per il supporto al lavoratore

Nell'ambito dell'Industria 5.0, le tecnologie assistive rappresentano strumenti progettati per supportare il lavoratore durante lo svolgimento delle attività produttive, migliorandone sicurezza, efficienza e benessere [11]. A differenza dei paradigmi tradizionali orientati alla sostituzione del lavoro umano, tali tecnologie si basano su un approccio *human-centric*, nel quale l'operatore rimane al centro del processo decisionale e operativo [31]. Sensori intelligenti, robot collaborativi, smart workstation e interfacce avanzate consentono di adattare l'ambiente di lavoro alle caratteristiche dell'individuo, fornendo supporto fisico e cognitivo e contribuendo alla riduzione del carico di lavoro e degli errori operativi [31]. Grazie ai dati raccolti tramite sensori, dispositivi *wearable* e sistemi di monitoraggio, tali tecnologie sono in grado di modificare il proprio comportamento in funzione delle condizioni operative e dello stato del lavoratore. In questa prospettiva, l'obiettivo non è più adattare l'operatore alla macchina, ma progettare sistemi capaci di adattarsi alle esigenze fisiche, cognitive e operative dell'individuo [31] [11].

Le tecnologie assistive non si limitano a supportare l'operatore, ma mirano ad amplificarne le capacità fisiche e cognitive permettendogli di eseguire task complessi o pericolosi in modo più sicuro ed efficace attraverso un insieme integrato di tecnologie definite *Enhanced Abilities*, [31].

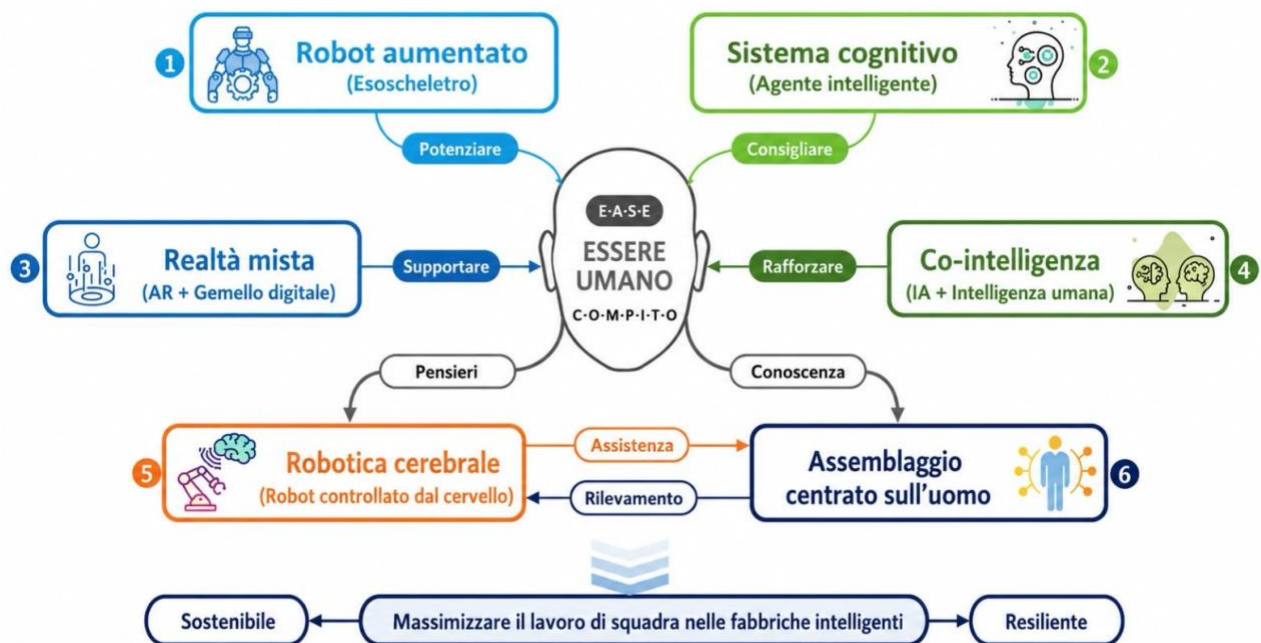


Figura 2.15.-Prospettiva futuristica dell'assemblaggio human-centric: le quattro abilità potenziate (Enhanced Abilities) a supporto dell'operatore, adattata da [31]

### 2.3.1 Robotica collaborativa e Human-Machine Collaboration (HRC/HMC)

Negli ultimi anni, la collaborazione uomo-robot (*Human-Robot Collaboration*, HRC) è diventata un tema centrale nello *smart manufacturing* grazie ai benefici in termini di flessibilità ed efficienza. Rispetto ai sistemi robotici convenzionali, i sistemi HRC permettono a esseri umani e robot di lavorare fianco a fianco, in prossimità, collaborando agli stessi compiti [32]. In questi sistemi, gli operatori umani mettono a disposizione agilità e conoscenza cognitiva, mentre i robot supportano l'uomo con forza, precisione e ripetibilità[21]. I robot collaborativi (cobot) rappresentano una delle principali applicazioni dell'HRC e sono progettati per operare in sicurezza a stretto contatto con gli operatori umani, condividendo lo stesso spazio di lavoro. I robot collaborativi (cobot) possono farsi carico di compiti ripetitivi e fisicamente usuranti, riducendo la fatica e il rischio di infortuni[17].

In ogni sistema HRC, la sicurezza rappresenta un requisito centrale e fondamentale, poiché operatori e robot condividono lo stesso spazio operativo. La disponibilità di un ambiente privo di collisioni è uno dei criteri decisivi per valutare l'affidabilità del sistema [21]. Per evitare che si verifichino incidenti sono stati creati sistemi basati su sensori di profondità che monitorano in tempo reale la distanza tra ostacoli e robot[21]. Yi et al. (2020) propongono l'integrazione di tecniche di *computer vision* e riconoscimento dello scheletro umano per stimare la posizione dei punti chiave dell'operatore, permettendo al robot di pianificare traiettorie razionali ed evitare collisioni indesiderate senza interrompere inutilmente il flusso di lavoro.

Una caratteristica fondamentale dell'HRC è l'Apprendimento Reciproco (*Reciprocal Learning – RL*), infatti robot e uomo evolvono contemporaneamente imparando uno dall'altro e fornendosi feedback

vicendevolmente [17]. In questo modello, l'interazione tra l'operatore e il sistema intelligente avviene attraverso due cicli integrati: l'*Human in the Loop (HITL)*, in cui l'uomo fornisce feedback per migliorare le capacità di riconoscimento e manipolazione della macchina, e il *Machine in the Loop (MITL)*, in cui il sistema fornisce supporto in tempo reale all'uomo per correggere errori di sequenza o ridurre lo sforzo mnemonico[17]. Questi sistemi oltre a migliorare l'efficienza produttiva riducono il carico mentale dei lavoratori, specialmente quello legato alle attività mnemoniche, e consentono l'inclusione di operatori neurodiversi [17].

Esistono tre diversi livelli di integrazione tra uomo e robot nei sistemi HRC. Nei modelli più semplici (*Relieve and Delegate*), il robot esegue compiti specifici separatamente dall'uomo. Nei sistemi *Augment and Extend*, uomo e robot collaborano direttamente, potenziandosi reciprocamente attraverso dispositivi assistivi e sistemi intelligenti [17]. I modelli più avanzati (*Include and Integrate*) prevedono invece la cooperazione di gruppi composti da operatori umani, robot e agenti intelligenti che agiscono come entità autonome coordinate all'interno dello stesso processo produttivo [17].

Un elemento fondamentale per il successo dei sistemi HRC è l'accettazione da parte degli operatori. [33]. La fiducia è influenzata dalla percezione di sicurezza e dalla capacità del sistema di essere prevedibile. In quest'ottica, l'*Explainable AI (XAI)* diventa fondamentale: i sistemi devono essere trasparenti, spiegando all'uomo il perché di determinate decisioni o suggerimenti, migliorando così la relazione bidirezionale e riducendo il senso di incertezza o ansia[32], [33].

Oltre l'accettazione da parte dei lavoratori esistono altri limiti dei sistemi HRC. I sistemi di visione e i sensori sono sensibili a condizioni ambientali come la luce solare intensa o il rumore. Dal punto di vista pratico, l'ingombro fisico e la difficoltà di spostare i robot su terreni irregolari possono causare ritardi operativi[34]. Inoltre, le interfacce di Realtà Aumentata (AR) devono affrontare sfide legate alla durabilità dei dispositivi in ambienti sporchi o umidi e all'accettabilità ergonomica dei visori (peso, calore, latenza). Permangono infine preoccupazioni etiche legate alla privacy, a causa del monitoraggio biometrico continuo, e sentimenti di insicurezza legati alla possibile sostituzione del lavoro umano[34]. Nel complesso, tali criticità evidenziano come l'efficacia dei sistemi HRC non dipenda esclusivamente dalle prestazioni tecnologiche, ma anche dalla capacità di garantire sicurezza, trasparenza, accettabilità e tutela dei diritti dei lavoratori.

### 2.3.2 Smart Workstation

Le *Smart Workstation* rappresentano una delle principali applicazioni dell'approccio *human-centric* dell'Industria 5.0 nei contesti produttivi avanzati[28]. Si tratta di postazioni di lavoro intelligenti che integrano tecnologie digitali, sistemi *cyber-fisici* (CPS) e strumenti di analisi dei dati al fine di supportare l'operatore durante l'esecuzione delle attività produttive. In tali sistemi, il lavoratore rimane al centro del processo decisionale (*Human-in-the-Loop*), mentre le tecnologie assistive

forniscono supporto attraverso il monitoraggio continuo delle condizioni operative e l'elaborazione dei dati raccolti tramite sensori indossabili[28]. Le informazioni provenienti dai sistemi di monitoraggio possono essere utilizzate per creare simulazioni digitali del lavoratore (*Digital Human Model*): Questo permette di simulare le attività operative e quindi di valutare il rischio ergonomico e stimare il carico fisico associato ai diversi compiti. In questo modo, il sistema può rispondere dinamicamente alle caratteristiche dell'operatore, supportando l'ottimizzazione dell'assegnazione delle attività basata su dati oggettivi invece che su intuizioni soggettive[28]. L'analisi combinata della difficoltà ergonomica dei compiti e delle capacità degli operatori permette di sviluppare strategie di allocazione del lavoro orientate non solo all'efficienza produttiva, ma anche alla tutela della salute e del benessere del lavoratore[28]

### **2.3.3 Digital Twin e simulazione del lavoratore**

Il *Digital Twin (DT)* rappresenta una delle tecnologie più avanzate a supporto dei sistemi produttivi intelligenti e consiste nella creazione di una replica virtuale dinamica di un sistema fisico, continuamente aggiornata mediante dati provenienti dall'ambiente reale[35].

Il *Digital Twin* riproduce in tempo reale il funzionamento di macchine, processi produttivi e postazioni di lavoro. In questo modo fornisce all'operatore informazioni utili sullo stato della produzione e lo aiuta a monitorare il processo, individuare eventuali problemi e prendere decisioni [35]. Integrandosi con piattaforme web e dashboard interattive, permette inoltre di controllare gli impianti anche da remoto e di visualizzare in tempo reale indicatori di prestazione e modelli tridimensionali aggiornati [35].

Un'applicazione significativa di questa tecnologia è proposta da Yi et al. (2022) nell'ambito della collaborazione uomo-robot. Gli autori integrano i dati provenienti da una *depth camera* e dal robot in un ambiente virtuale condiviso, creando un *DT* in grado di rappresentare in tempo reale il posizionamento e il movimento sia dell'operatore sia del robot. Il sistema supporta il monitoraggio continuo dell'area di lavoro e la prevenzione delle collisioni nello spazio collaborativo[35].

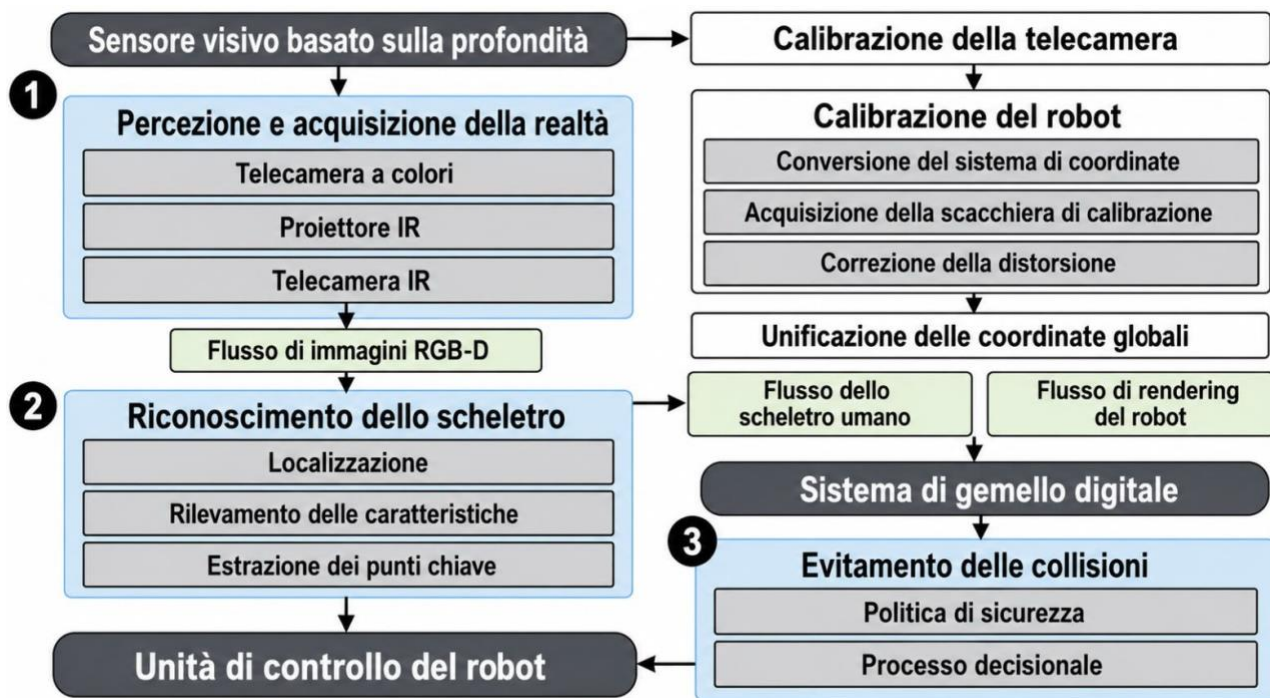


Figura 2.16- Design del sistema HRC per la prevenzione di collisioni tramite DT, adattata da [35]

Il *Digital Twin* non deve essere inteso come una mera copia statica, ma come un sistema dinamico che connette in modo bidirezionale il mondo fisico e quello virtuale [35]. Questa tecnologia permette di andare oltre la semplice riproduzione di strutture e comportamenti, offrendo un ambiente simulativo capace di anticipare criticità operative prima che queste abbiano un impatto reale sul processo [35].

Un sistema di *Digital Twin* funziona grazie allo scambio continuo di dati tra l'entità fisica e il suo modello digitale. Il *Digital Twin* è composto da tre elementi principali [35]:

1. Il *Digital Master*, che rappresenta il modello di progettazione o riferimento teorico [35];
2. La *Digital Shadow*, ovvero l'immagine digitale costantemente aggiornata con i dati raccolti dai sensori sul campo [35];
3. Il *Meaningful Linkage* (legame logico), costituito dagli algoritmi e dalle correlazioni che permettono di interpretare le informazioni per generare analisi descrittive, diagnostiche e predittive [35].

L'adozione di questo approccio offre il vantaggio strategico di testare scenari produttivi in un ambiente virtuale sicuro prima della loro effettiva implementazione [35]. Grazie alla possibilità di verificare programmi di lavorazione e configurazioni di macchina in anticipo, gli operatori possono ridurre drasticamente errori, sprechi di materiale e tempi di inattività, incrementando al contempo i livelli di sicurezza sul lavoro [35]. Il *Digital Twin* è potenziato dall'utilizzo simultaneo dell'intelligenza artificiale che lo rende in grado di identificare istantaneamente anomalie e suggerire

correzioni automatiche dei parametri. Il DT diventa dunque un'interfaccia intelligente che assiste il lavoratore nella risoluzione di problemi non rilevabili tramite il semplice monitoraggio visivo [36].

Inoltre, l'uso di *Large Language Models (LLM)* e tecniche di elaborazione del linguaggio naturale trasforma radicalmente l'interazione uomo-macchina. Gli operatori possono dialogare con il sistema utilizzando comandi semplici: il Digital Twin traduce queste istruzioni in complesse formulazioni di ottimizzazione), supportando decisioni rapide sulla pianificazione delle attività e sulla gestione delle risorse [36], [37]

Una recente evoluzione del *Digital Twin* è rappresentata dall'*Human Digital Twin (HDT)*, una replica virtuale dinamica del lavoratore che integra dati biomeccanici, fisiologici e cognitivi provenienti da sistemi di monitoraggio e sensori indossabili [35].. L'HDT modella in tempo reale lo stato dell'operatore. Grazie a questo è possibile fare valutazioni ergonomiche, prevedere il carico di lavoro e adattare le tecnologie assistive alle caratteristiche individuali del lavoratore [35].

### **2.3.4 Interfacce uomo–macchina alternative**

L'adozione di interfacce uomo-macchina alternative rappresenta una delle principali direttrici di sviluppo delle tecnologie assistive per i sistemi produttivi umano-centrici[32]. Rispetto alle interfacce tradizionali basate su pulsanti, schermi o dispositivi di input manuale, tali soluzioni consentono una comunicazione più naturale tra operatore e sistema intelligente, riducendo il carico cognitivo associato all'interazione e migliorando l'efficacia del supporto fornito al lavoratore[32].

Un primo tipo di interazione alternativa tra uomo e robot è il linguaggio naturale. Grazie alle tecniche di *Natural Language Processing (NLP)* e all'integrazione di modelli linguistici avanzati (LLM) le istruzioni espresse verbalmente possono essere interpretate e convertite in azioni operative, permettendo all'utente di interagire con il sistema senza interrompere il flusso di lavoro [32]. Le interfacce vocali risultano particolarmente utili nei contesti produttivi caratterizzati da elevata complessità operativa, poiché consentono di fornire richieste, ricevere *feedback* e accedere rapidamente alle informazioni necessarie per l'esecuzione delle attività. Un esempio di questa applicazione, approfondito nella presente tesi è il sistema “AI-enhanced per il supporto a lavoratori con difficoltà matematiche o discalculia” In questa architettura, l'intelligenza artificiale funge da strumento di compensazione cognitiva: attraverso un modulo di elaborazione vocale basato su LLM, il sistema interpreta il linguaggio naturale dell'operatore per identificare l'operazione matematica richiesta (come il calcolo del centro di un oggetto o la segmentazione in intervalli uguali) e traduce tali intenzioni in comandi strutturati in formato JSON per l'esecuzione da parte del robot o del sistema di visione.

Un altro tipo di interfaccia uomo macchina è rappresentato dalle tecnologie di Realtà Aumentata (AR) che costituiscono uno strumento fondamentale per l'amplificazione della percezione umana nei contesti manifatturieri, operando attraverso la sovrapposizione di contenuti digitali e informazioni generate dal computer all'ambiente fisico reale [38]. Come evidenziato da Anastasiou et al. (2025), l'integrazione dell'AR nei processi industriali risponde alla crescente necessità di flessibilità delle linee di assemblaggio, offrendo soluzioni efficaci per l'addestramento intuitivo tramite tutorial interattivi e interfacce *heads-up*. Questo approccio consente agli operatori, anche meno esperti, di familiarizzare rapidamente con task complessi, riducendo drasticamente la probabilità di errore umano e incrementando la sicurezza durante le operazioni pericolose [38].

Nonostante il potenziale, esistono numerose caratteristiche che limitano l'adozione massiva dell'AR: i visori *Head-Mounted Display* (HMD) risultano spesso pesanti e con autonomia limitata, mentre l'uso di dispositivi palmari (smartphone o tablet) può ridurre l'efficienza occupando una delle mani del lavoratore. Dal punto di vista del design, interfacce mal progettate possono oscurare aree critiche della postazione, compromettendo la visibilità e la sicurezza dell'operatore [38]. Per superare tali criticità, sono stati sviluppati vari approcci potenziati dall'intelligenza artificiale, che include[38]:

- Interfacce intelligenti e adattive: l'impiego di *floating panels* riposizionabili, ovvero pannelli che forniscono istruzioni contestuali sul task da eseguire e possono essere riposizionati dall'utente rispetto alla postazione di lavoro per evitare di coprire aree o componenti critici, e di *hand menus* che si attivano solo quando il lavoratore rivolge lo sguardo al palmo della propria mano permette di ridurre l'ingombro visivo e ottimizzare il consumo di risorse computazionali del dispositivo.
- Visione Artificiale: l'integrazione di sistemi di visione AI permette al framework AR di rilevare automaticamente l'avanzamento del workflow analizzando lo stream video delle telecamere del visore. Il sistema identifica il componente impugnato dall'operatore (es. tramite *bounding box*) e fornisce istruzioni in tempo reale, automatizzando la progressione dei compiti senza input manuali. Questa tecnologia trova un'applicazione specifica nel sistema di supporto per operatori con difficoltà di apprendimento matematico (discalculia) che verrà analizzato dalla presente tesi[39]. In questo scenario, una telecamera monitora costantemente l'area di lavoro: quando il sistema rileva una fase potenzialmente difficoltosa, interviene offrendo supporto geometrico (es. calcolo dei centri o segmentazione di oggetti) e, previa conferma vocale dell'operatore, utilizza un braccio robotico UR3 dotato di marcatore laser per indicare fisicamente sul pezzo il punto esatto in cui eseguire operazioni come il taglio di un cavo[39].
- Proiezioni In-Situ: un'alternativa avanzata per ridurre il carico cognitivo e l'affaticamento visivo derivante dall'uso prolungato di visori è rappresentata dai sistemi di proiezione

direttamente nell'area di lavoro[38]. Attraverso l'uso di proiettori DLP montati sui robot collaborativi, le istruzioni operative e i segnali di allerta vengono visualizzati direttamente sul banco o sui pezzi in assemblaggio[38]. Questo approccio mantiene l'attenzione focalizzata sul task e garantisce un'interazione naturale senza la necessità di indossare dispositivi intrusivi. Nel sistema multimodale per la prevenzione di errori analizzato nella presente tesi, sono utilizzati proiettori DLP montati su robot collaborativi (come l'OMRON TM5-900) per visualizzare istruzioni, segnali di allerta e indicazioni grafiche direttamente sul banco di lavoro o sui pezzi in assemblaggio. In caso di anomalia, l'AI generativa crea istruzioni correttive personalizzate che vengono proiettate o trasmesse tramite auricolari *in-ear*, mantenendo l'operatore focalizzato sul task e migliorando l'efficienza operativa[40].

Le *Brain-Computer Interfaces* (BCI), definite in ambito robotico anche come *Brain-Robot Interfaces* (BRI), rappresentano un'altra tecnologia emergente che permette di convertire l'attività cerebrale dell'operatore in comandi interpretabili dal robot [2]. Attraverso sensori elettroencefalografici (EEG), i segnali cerebrali vengono acquisiti e successivamente elaborati mediante algoritmi di intelligenza artificiale [2]. Wang et al. (2021) propongono un sistema di assemblaggio collaborativo in cui i segnali EEG vengono trasformati in rappresentazioni tempo-frequenza tramite trasformata wavelet classificati mediante una rete neurale convoluzionale (CNN), consentendo di attivare specifiche azioni robotiche.

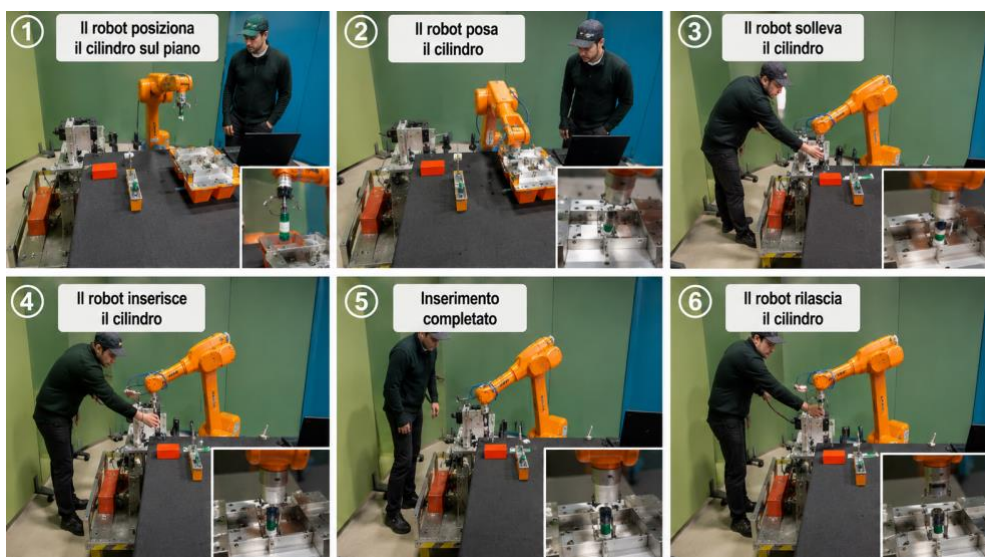


Figura 2.16-Set up sistema assistivo in cui il cobot è mosso attraverso una BRI, adattata da [2]

Questa modalità di interazione risulti particolarmente vantaggiosa negli ambienti industriali caratterizzati da elevati livelli di rumore, dove il riconoscimento vocale può risultare poco affidabile, oppure quando il lavoratore ha le mani impegnate nello svolgimento di altre operazioni [2]. Tali

sistemi consentono quindi un controllo intuitivo e *hands-free* del robot collaborativo, ampliando le possibilità di cooperazione uomo-macchina [2].

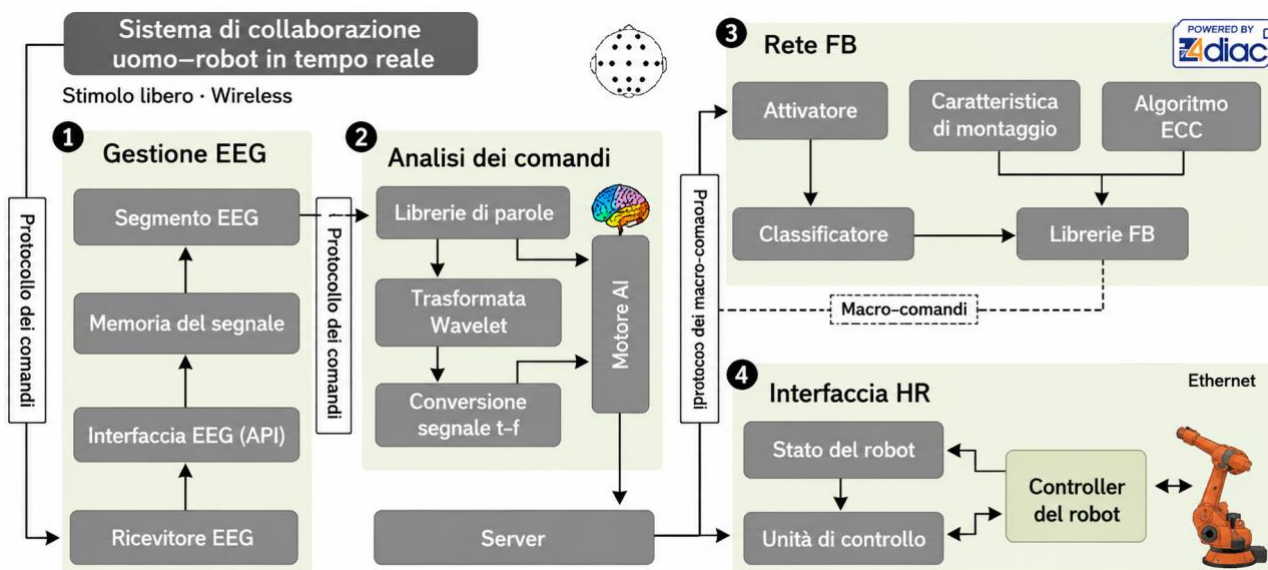


Figura 2.17- Architettura del sistema BRI, adattata da [2]

Nel complesso, l'integrazione di canali di comunicazione neurofisiologici, vocali e visivi consente di sviluppare sistemi assistivi multimodali in grado di adattare il supporto fornito al lavoratore in funzione del contesto operativo e delle esigenze del compito. Sebbene il livello di maturità tecnologica di tali soluzioni sia ancora eterogeneo, esse rappresentano una delle principali direttrici di sviluppo dei sistemi produttivi umano-centrici propri dell'Industria 5.0

## 2.4 Esempi di architetture assistive human-centric

Per comprendere le differenti modalità attraverso cui le tecnologie assistive *human-centric* possono essere progettate e implementate nei contesti produttivi, vengono di seguito presentati due sistemi assistivi caratterizzati da differenti logiche di funzionamento, livelli di adattività e intensità del monitoraggio del lavoratore. Entrambi i sistemi si collocano nel quadro delle tecnologie *data-driven* orientate al supporto dell'operatore, ma adottano approcci differenti rispetto alla raccolta, elaborazione e utilizzo delle informazioni relative al lavoratore.

La selezione di tali sistemi risulta particolarmente significativa ai fini della presente ricerca, in quanto consente di confrontare due differenti modelli progettuali di assistenza *human-centric*: da un lato un approccio maggiormente *data-intensive*, caratterizzato da raccolta continua e multimodale di dati; dall'altro un approccio *task-based*, fondato prevalentemente sull'analisi delle interazioni e delle difficoltà operative dell'utente. Tale confronto costituisce una base utile per le successive riflessioni

relative alle implicazioni etiche, normative e di *Data Protection by Design* associate ai differenti livelli di monitoraggio e trattamento dei dati personali

#### **2.4.1 Sistema AI-enhanced per lavoratori con difficoltà matematiche/discalculia**

Il primo sistema, descritto dal paper *AI-enhanced human-machine collaboration for supporting workers with mathematical learning difficulties* [39] analizza un sistema di Human Machine Collaboration (HMC) progettato per supportare operatori con difficoltà matematiche, inclusa la discalculia [39]. Il sistema combina tecnologie di computer vision, un cobot, algoritmi per la trasformazione delle coordinate, moduli per i calcoli matematici e un'interfaccia vocale, con lo scopo di supportare l'operatore durante l'esecuzione delle attività che richiedono misurazioni e operazioni numeriche. In questo modo contribuisce a ridurre il carico cognitivo e a migliorare la precisione delle operazioni. La soluzione è stata sviluppata e valutata in laboratorio attraverso un caso studio riguardante un processo di taglio dei cavi e assemblaggio dei connettori, caratterizzato dalla necessità di effettuare misurazioni accurate e di gestire relazioni spaziali tra i componenti. Questo sistema si basa su un approccio maggiormente *task-based* e orientato all'inclusione cognitiva. In questo caso, l'assistenza viene adattata principalmente sulla base delle difficoltà riscontrate nello svolgimento del compito, degli errori commessi e delle performance dell'utente, con l'obiettivo di fornire un supporto personalizzato che favorisca autonomia, apprendimento e inclusione nel contesto lavorativo. Rispetto al sistema multimodale che verrà descritto in seguito, il livello di monitoraggio fisiologico e comportamentale risulta meno invasivo e maggiormente focalizzato sull'interazione con il task.

#### **2.4.2 Sistema multimodale GenAI per la prevenzione di errori di assemblaggio**

Il secondo sistema, descritto dal paper *Multimodal Generative-AI based assembly assistance system*, è un sistema multimodale basato su Generative AI (GenAI) per l'assemblaggio, in grado di rilevare errori in tempo reale e fornire assistenza adattiva tramite proiezioni visive, istruzioni vocali e interventi robotici [40]. Il sistema seleziona dinamicamente la tecnologia assistiva più efficace sulla base dei profili degli operatori. Il test preliminare è stato condotto sull'assemblaggio di una pompa centrifuga ad albero orizzontale in ghisa.

Tale architettura si fonda sull'integrazione di differenti sorgenti informative, fisiologiche, comportamentali, contestuali e ambientali, elaborate mediante tecniche di intelligenza artificiale generativa al fine di adattare dinamicamente il supporto fornito all'operatore. L'obiettivo consiste nel migliorare le performance operative, ridurre il carico cognitivo e incrementare sicurezza ed ergonomia attraverso un'assistenza personalizzata e continua.

## 2.5 Analisi comparativa delle due architetture

I due sistemi sono direttamente confrontabili in quanto entrambi sviluppano architetture HMC che integrano cobot, visione artificiale e GenAI in un contesto di assemblaggio/produzione per l'assistenza in tempo reale. Il confronto tra i due sistemi permette di mettere in evidenza le diverse modalità con cui l'intelligenza artificiale può sostenere l'operatore:

1. Il primo sistema citato offre una soluzione compensativa e specifica tecnologicamente validata per un deficit cognitivo mirato (difficoltà numeriche/discalculia). Il suo contributo è focalizzato sull'efficacia esecutiva, sulla precisione ottenibile dall'automazione dei calcoli complessi e sulla riduzione dello stress per gli operatori.
2. Il secondo, invece, presenta una concettualizzazione di *framework* orientata alla diagnosi, alla personalizzazione e all'adattività multimodale per gestire profili di operatori diversi e prevenire un'ampia gamma di errori di assemblaggio. Il focus riguarda qui le modalità di erogazione del supporto nel modo più efficace e meno intrusivo.

Insieme, dimostrano l'ampio spettro di applicazioni dell'IA nell'Industry 5.0, coprendo sia la compensazione di funzioni cognitive specifiche sia l'adattamento dinamico dell'interfaccia.

Entrambi i sistemi presentano sistemi HMC altamente integrati, ma si distinguono per il focus e le modalità specifiche con cui implementano l'intelligenza artificiale e le interfacce fisiche per l'assistenza nell'ambiente manifatturiero.

Nel primo sistema, le tecnologie sono impiegate come strumenti di compensazione cognitiva. L'intelligenza artificiale, in particolare attraverso un'interfaccia vocale basata su modelli linguistici, supporta l'operatore nell'esecuzione di operazioni matematiche complesse, mentre la computer vision (CV) e il cobot forniscono assistenza geometrica direttamente integrata nel task. L'architettura è fortemente basata sull'esecuzione del task e orientata al supporto diretto della persona, mantenendo l'operatore costantemente nel ciclo decisionale.

Nel secondo sistema analizzato, le stesse tecnologie sono invece integrate in un framework multilivello finalizzato al controllo adattivo del processo di assemblaggio. In questo caso, la GenAI svolge un ruolo centrale come motore decisionale, responsabile del riconoscimento degli errori, della generazione di istruzioni correttive e della selezione dinamica della modalità assistiva più efficace. La computer vision è utilizzata principalmente per il confronto con immagini di riferimento, mentre il robot collaborativo interviene come attuatore fisico nei casi in cui il supporto informativo non risulti sufficiente.

Emerge dal confronto una differenza sostanziale: nel primo caso la tecnologia è progettata per potenziare le capacità cognitive dell'operatore, nel secondo per garantire robustezza, qualità e affidabilità del processo produttivo attraverso un'assistenza adattiva multimodale.

## 2.5.1 Componenti software

### Sistema per il supporto a operatori con Discalculia

#### 1. Computer Vision (CV)

Questa fase ha il compito di acquisizione e analizzare le immagini dei cavi per estrarne le caratteristiche geometriche e successivamente effettuare le operazioni matematiche necessarie per completare il task. Questa operazione viene effettuata tramite la Computer Vision Technology, una tecnologia di visione artificiale basata sull'elaborazione di immagini. Questa tecnologia è integrata con una logica di controllo che utilizza la regressione polinomiale di secondo ordine per modellare relazioni non lineari, trasformando le coordinate immagine (pixel) in coordinate per il robot.

#### 2. Modulo di assistenza matematica

Questo modulo implementa quattro funzioni principali di supporto matematico su richiesta dell'operatore:

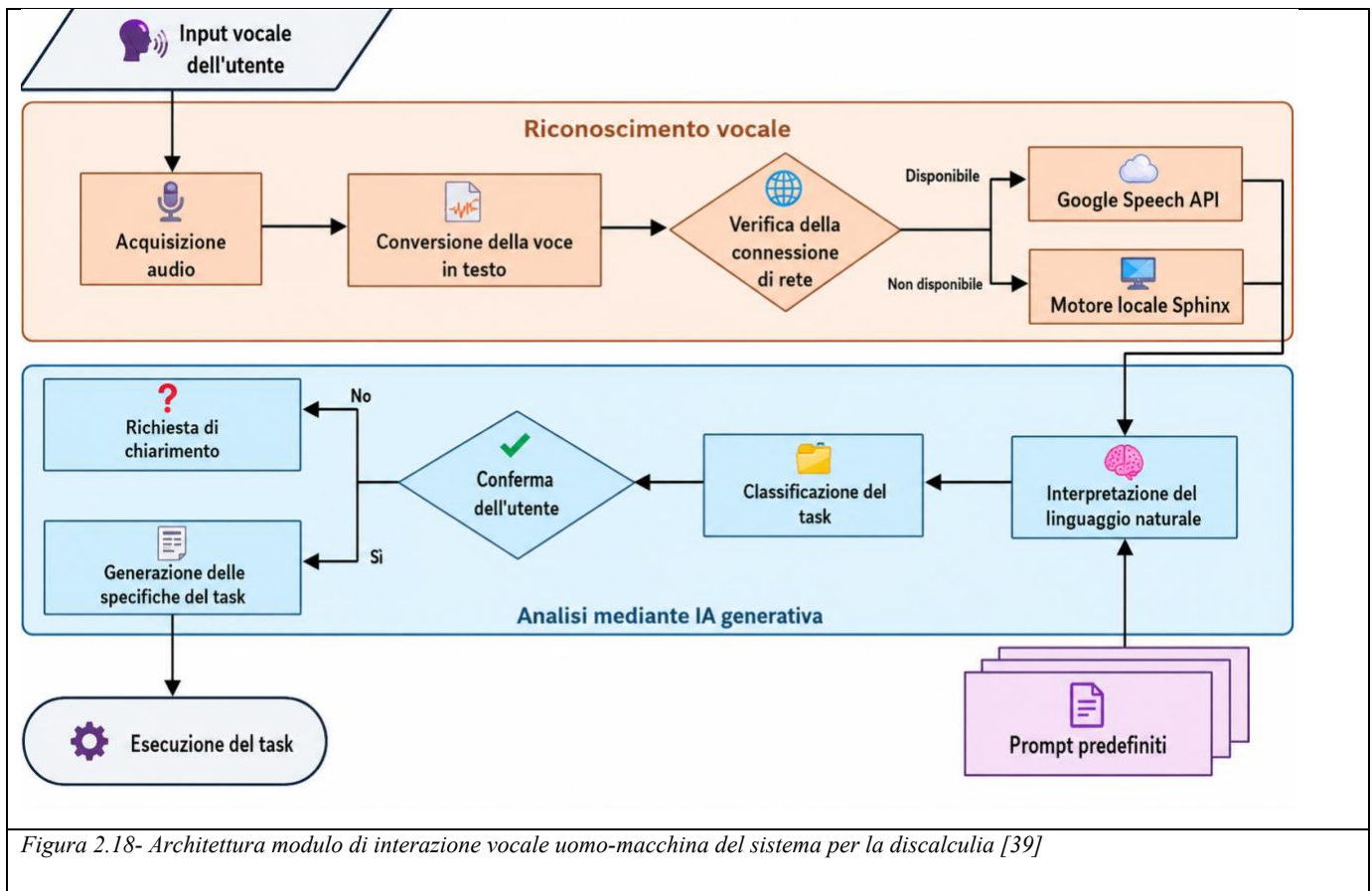
1. *Centre Detection*: Calcola il punto centrale di oggetti;
2. *Object Division*: Segmenta gli oggetti in intervalli uguali o proporzionali;
3. *Length Marking*: Identifica intervalli di lunghezza fissa a partire da un punto di origine;
4. *Measurement Validation*: Verifica la conformità di una misura rispetto a tolleranze predefinite;

#### 3. Modulo di Elaborazione Vocale basato su GenAI

Questo modulo gestisce l'interazione tra uomo e sistema. La GenAI è utilizzata per interpretare il linguaggio naturale, comprendere l'intento dell'utente e tradurre richieste vocali in azioni strutturate e verificabili. Il sistema si basa su un Large Language Model, guidato da un prompt fortemente vincolato, progettato per limitare l'output dell'AI a un insieme predefinito di task matematici, evitando ambiguità o risposte non pertinenti. La GenAI svolge tre funzioni principali:

1. *Comprensione dell'intento*: analizza il testo derivante dal riconoscimento vocale per identificare il tipo di operazione richiesta (es. divisione, misurazione, calcolo). Per garantire prestazioni robuste, viene utilizzato un approccio a doppio strato: l'API di *Google Speech Recognition* come motore primario, con passaggio automatico al modello locale *CMU Sphinx* in caso di problemi di connettività;

2. Classificazione del task: associa la richiesta dell'utente a una delle categorie matematiche supportate dal sistema;
3. Generazione di comandi strutturati: produce un output in formato JSON che descrive in modo esplicito il task da eseguire, consentendo l'integrazione con i moduli di esecuzione e riducendo il rischio di errori interpretativi. Il feedback in uscita viene erogato utilizzando Google Text-to-Speech (gTTS) per garantire una consegna chiara ed efficace.



## Sistema multimodale per la prevenzione degli errori di assemblaggio

### 1. Generative AI Layer

Il sistema riceve stream di immagini e video (vista dall'alto e laterale) da telecamere collegate tramite API basate su Python. Il modello GenAI (ChatGPT 4.0 e Claude v3.5) è utilizzato per il rilevamento degli errori e l'analisi visiva. Analizza quindi questi dati visivi confrontandoli con immagini e istruzioni di riferimento predefinite, per verificare la selezione dei componenti, l'idoneità degli strumenti e l'accuratezza dell'assemblaggio. In caso di errore, il modello GenAI svolge due funzioni: quella di diagnosi fornendo la descrizione degli errori e quella di guida creando istruzioni correttive e preventive su misura per guidare l'operatore.

### 2. Data Management Layer (DML)

Questo elemento è la memoria centrale e il meccanismo di apprendimento del sistema. Archivia i dati personali dell'utente (come preferenze di comunicazione e profili cognitivi), le istruzioni di assemblaggio e la cronologia degli errori. Effettua anche un'analisi statistica degli errori e per identificare le fasi critiche dell'assemblaggio. Se un passaggio soddisfa i parametri di criticità, il DML integra automaticamente le informazioni che vengono inviate al GenAI Layer per generare un messaggio di avviso preventivo mirato per l'operatore prima che inizi il task critico.

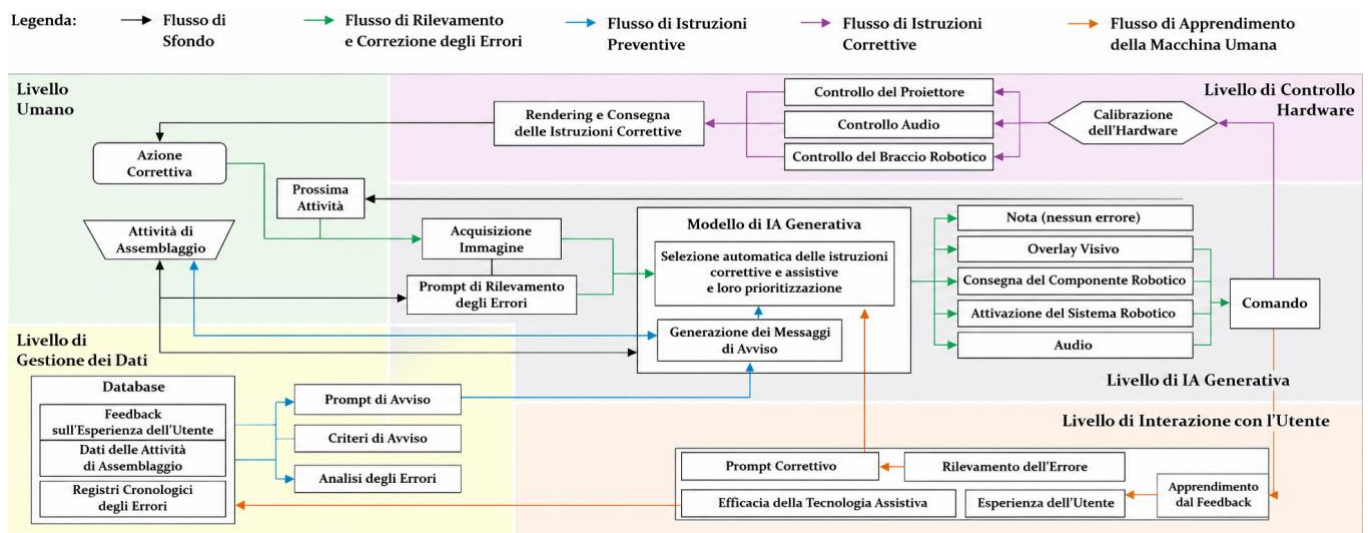


Figura 2.19- Architettura del sistema per la prevenzione degli errori di assemblaggio [40]

### 3. Strato di Interazione con l'utente

L'apprendimento del sistema è basato su un meccanismo di *Feedback Learning*. Questo meccanismo consente al sistema di migliorare in modo iterativo il rilevamento degli errori e la selezione delle tecnologie di assistenza.

In conclusione, mentre il sistema per il supporto alla discalculia impiega la GenAI principalmente per la comunicazione e la CV per l'analisi geometrica precisa, il sistema per la prevenzione degli errori eleva la GenAI a motore diagnostico centrale, utilizzandola per interpretare le immagini e generare contenuti di supporto complessi.

Tabella 2.6 – Componenti software dei due sistemi

|                                        | <b>Sistema per il supporto a operatori con Discalculia</b>                                                                                                                                                         | <b>Sistema multimodale per la prevenzione degli errori</b>                                                                                                                                                                                     |
|----------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Gen AI/LLM</b>                      | Utilizzata per l'interfaccia vocale: <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Riconoscimento vocale</li> <li>2. Comprensione linguaggio (speech-to-intent)</li> <li>3. Sintesi vocale (text-to-speech)</li> </ol> | <i>Generative AI Layer</i> che utilizza modelli pre-addestrati (es. ChatGPT v4.0 Claude v3.5) tramite API Python per l'analisi e la generazione di istruzioni. <i>Data Management Layer (DML)</i> per profili utente e cronologia degli errori |
| <b>Computer Vision Technology (CV)</b> | Utilizzata per la percezione e l'analisi dimensionale in tempo reale: elaborazione dell'immagine, segmentazione degli oggetti e estrazione delle caratteristiche geometriche                                       | Utilizzata per l'acquisizione di immagini in tempo reale (da due telecamere) che vengono poi elaborate dalla GenAI tramite <i>reference-based image analysis</i> per il controllo qualità                                                      |
| <b>Altri Moduli AI</b>                 | Utilizzo di moduli matematici per operazioni specifiche (Centre Detection, Object Division). Implementa regressione polinomiale di secondo ordine per la calibrazione immagine-giunto del robot.                   | Implementazione di un meccanismo di Feedback Learning che consente all'operatore di correggere gli output GenAI in tempo reale                                                                                                                 |

## 2.5.2 Componenti Hardware

Entrambi i sistemi analizzati si basano sull'impiego di robot collaborativi (cobot) come elemento fisico centrale dell'interazione uomo-macchina. In particolare, il sistema per operatori con discalculia utilizza un braccio robotico UR3, mentre il secondo sistema impiega un OMRON TM5-900. Nel primo caso il robot svolge un compito specifico e interviene solo quando deve eseguire un'azione fisica. Nel secondo caso, invece, il robot ha un ruolo più attivo: collabora con il sistema di assistenza e interviene direttamente solo quando le indicazioni fornite all'operatore non sono sufficienti.

Nel sistema di supporto ad operatori con difficoltà matematiche precedentemente introdotto, l'architettura fisica è orientata alla traduzione diretta del supporto cognitivo in azione fisica di precisione. Il sistema utilizza:

1. Una singola *telecamera Basler*, posizionata superiormente, per l'acquisizione visiva dell'oggetto e il supporto alle operazioni di computer vision;
2. Un dispositivo di marcatura laser posizionato sul cobot, impiegato per la marcatura fisica di punti di taglio, centri o suddivisioni, eseguendo direttamente il risultato di calcolo matematico;

In questo caso, l'interazione con l'operatore è prevalentemente monomodale e l'output principalmente vocale (istruzioni e conferme). Il supporto visivo, invece, non è pensato come guida contestuale all'operatore, ma come strumento funzionale all'esecuzione automatica dell'azione.

L'operatore non è monitorato sistematicamente nelle sue azioni, poiché il focus del sistema è sull'assistenza al calcolo e sulla sua traduzione in output fisico.

Nel secondo sistema, l'insieme di sensori e dispositivi è progettato per monitorare il task e guidare l'operatore in modo adattivo e non intrusivo. Il sistema impiega:

1. Due *webcam Logitech C505 HD* (una dall'alto e una laterale) per un monitoraggio più completo delle azioni dell'operatore e dello stato dell'assemblaggio;
2. Un *proiettore DLP* montato sul cobot, che fornisce feedback visivo attraverso in-situ projection, proiettando istruzioni, segnali e indicazioni direttamente sul banco di lavoro o sul pezzo;
3. Sistemi *audio in-ear* (auricolari) per la trasmissione di istruzioni vocali.

A differenza dell'altro sistema è adottata una comunicazione multimodale adattiva poiché il feedback può essere visivo, vocale o testuale. Il tipo di comunicazione si basa sulle preferenze del lavoratore. L'operatore è monitorato continuamente tramite due telecamere (una posta superiormente e una lateralmente) per rilevare e prevenire gli errori. Questo approccio è esplicitamente progettato per essere non intrusivo, evitando l'uso di visori *Augmented Reality* (AR) o *Head Mounted Display* (HMD).

La differenza principale tra i due sistemi è che il primo privilegia dispositivi fisici orientati all'esecuzione diretta dell'azione, con interazione principalmente vocale e senza monitoraggio continuo dell'operatore, mentre il secondo utilizza sensori e interfacce visive e uditive per guidare e supportare l'operatore durante il task, con comunicazione multimodale adattiva e monitoraggio delle azioni in tempo reale.

Tabella 2.7 - Confronto dei sistemi Hardware dei due sistemi

|                                 | <b>Sistema per il supporto alla<br/>Discalculia)</b> | <b>Sistema per l'identificazione<br/>preventiva degli errori)</b> |
|---------------------------------|------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------|
| <b>Cobot</b>                    | UR3                                                  | OMRON TM5-900                                                     |
| <b>Interfacce Visive output</b> | Dispositivo di marcatura laser                       | Proiettore DLP                                                    |
| <b>Interfacce Audio</b>         | Speaker                                              | Sistemi audio in-ear                                              |
| <b>Webcam</b>                   | Telecamera Basler                                    | Due webcam Logitech C505<br>HD                                    |

### 2.5.3 Confronto dei criteri di valutazione utilizzati e dei risultati ottenuti

Il sistema multimodale per la prevenzione degli errori è valutato principalmente attraverso metriche oggettive di accuratezza, affidabilità e tempo di risposta del supporto basato su GenAI, con particolare attenzione al rilevamento degli errori e all'efficacia delle istruzioni correttive. A differenza dell'altro sistema, la valutazione non include misure dirette del carico cognitivo o della percezione soggettiva dell'operatore, concentrandosi invece sulle prestazioni operative del sistema. Entrambi gli studi sono proof-of-concept condotti su scala di laboratorio, il che limita la generalizzabilità dei risultati. Inoltre, entrambi soffrono di sensibilità a fattori ambientali (illuminazione/rumore di fondo).

Tabella 2.8-Metriche di valutazione dei due sistemi

|                              | Sistema per il supporto alla<br>Discalculia                                                                                                                                    | Sistema per l'identificazione<br>preventiva degli errori                                                                                                     |
|------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Metriche Quantitative</b> | Tempo di Completamento, <i>Average Absolute Deviation (AAD)</i> , <i>Improvement Rate (IR)</i> , <i>Accuracy Rate (AR)</i> sia per un gruppo di test che per uno di controllo. | Tasso di Successo nella Rilevazione degli Errori, Tasso di Mitigazione degli Errori, Tempi di Elaborazione                                                   |
| <b>Metriche Qualitative</b>  | <i>NASA Task Load Index</i> per valutare domanda fisica, domanda temporale, prestazione, sforzo e frustrazione.                                                                | Valutazione della precisione descrittiva e dell'azionabilità delle istruzioni; feedback qualitativo dell'operatore sulla UX e sull'efficacia dell'assistenza |
| <b>Soggetti di studio</b>    | Gruppo di controllo e gruppo di test (8 partecipanti)                                                                                                                          | 3 operatori con diversi livelli di esperienza                                                                                                                |

|                                |                                                                                                                                    |                                                                                                                                                                                                         |
|--------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Focus della Valutazione</b> | Impatto diretto su accuratezza, tempo e carico cognitivo umano.                                                                    | Affidabilità del GenAI (ChatGPT v4.0, Claude v3.5) nella rilevazione degli errori e efficacia adattiva del sistema.                                                                                     |
| <b>Accuratezza</b>             | Raggiunge il 100% di accuratezza nella misurazione per il gruppo di test che per quello di controllo (nelle condizioni assistite). | ChatGPT raggiunge l'84% di successo nella rilevazione degli errori (16% falsi positivi, 0 falsi negativi) 100% dopo la correzione umana. 91,7% dei task critici corretti correttamente tramite warning. |
| <b>Efficienza</b>              | Riduzione del tempo di completamento fino al 54,0% nel gruppo di test per compiti a media difficoltà                               | Latenza del GenAI a bassa variabilità (5-6 secondi per la rilevazione errori), 25-32s per intervento robotico                                                                                           |
| <b>Impatto sul Benessere</b>   | Riduzione drastica del carico cognitivo (fino all'84,3% nel NASA-TLX) e riduzione dello stress percepito (da 2.13 a 0.50)          | Non riportato in questo studio preliminare; l'enfasi è sulla non intrusività (proiezione anziché HMD) per prevenire l'aumento del carico cognitivo                                                      |

## CAPITOLO 3: QUADRO NORMATIVO DI RIFERIMENTO

I sistemi *human-centric* basati su tecnologie *data-driven* e sull'Intelligenza Artificiale si basano sull'utilizzo e il trattamento di un'ingente quantità di dati personali. E' dunque necessario analizzare la normativa nazionale ed europea in materia in modo da definire i limiti entro cui tali sistemi possono essere progettati.

Il presente capitolo analizza il quadro giuridico di riferimento, ovvero il Regolamento (UE) 2016/679 (GDPR), approfondendo i principi del trattamento dei dati personali e il ruolo della *Data Protection by Design* come criterio progettuale nei sistemi *human-centric*. La protezione dei dati personali deve essere considerata fin dall'origine sulle scelte di progettazione del sistema, imponendo un approccio proattivo basato sulla mitigazione dei rischi sin dalla fase di progettazione [45].

### 3.1 Il GDPR come quadro di riferimento per la progettazione dei sistemi umano-centrici

La protezione delle persone fisiche con riguardo al trattamento dei dati personali costituisce un diritto fondamentale riconosciuto dall'ordinamento dell'Unione europea. Tale diritto trova fondamento nell'articolo 8 della Carta dei diritti fondamentali dell'Unione europea e nell'articolo 16 del Trattato sul funzionamento dell'Unione europea (TFUE), che riconoscono a ogni persona il diritto alla tutela dei dati personali che la riguardano.

La normativa riguardo alla tutela dei dati personali è descritta dal Regolamento (UE) 2016/679 (*General Data Protection Regulation – GDPR*), entrato in vigore il 24 maggio 2016 e applicabile dal 25 maggio 2018. Il GDPR disciplina il trattamento dei dati personali e la loro libera circolazione all'interno dell'Unione europea, definendo un quadro normativo uniforme per tutti gli Stati membri. Questo impianto normativo riflette il passaggio da una tutela della privacy intesa in senso difensivo a una più ampia logica di autodeterminazione informativa [49].

Come stabilito dall'articolo 1 del Regolamento, il GDPR disciplina il trattamento dei dati personali con l'obiettivo di garantire un elevato livello di tutela dei diritti e delle libertà fondamentali delle persone fisiche, in particolare del diritto alla protezione dei dati personali, assicurando al tempo stesso la libera circolazione dei dati all'interno dell'Unione europea.

L'evoluzione delle tecnologie digitali e la crescente circolazione delle informazioni hanno incrementato in modo significativo il trattamento dei dati personali. La possibilità di raccogliere, analizzare e condividere grandi quantità di informazioni da parte di soggetti pubblici e privati ha reso necessario un quadro normativo uniforme, capace di garantire un elevato livello di tutela dei diritti degli interessati nell'ambito dell'Unione europea (Regolamento (UE) 2016/679, considerando 6-7).

La crescente diffusione delle tecnologie digitali e la progressiva centralità dei dati personali nell'economia digitale hanno inoltre evidenziato i limiti della sola autodeterminazione individuale nella tutela della privacy. Come osservato [42], nonostante una crescente consapevolezza dei rischi associati alla raccolta e all'utilizzo dei dati personali, si manifesta frequentemente il fenomeno del cosiddetto *privacy paradox*, per cui gli individui dichiarano di attribuire grande importanza alla tutela della propria sfera privata, ma tendono comunque a condividere ampie quantità di informazioni personali. Gli utenti dei servizi spesso non sono in grado di comprendere realmente i rischi in cui incorrono. Questo è dovuto principalmente all'asimmetria informativa presente tra gli utenti e i fornitori dei servizi. In molti casi, inoltre, la rinuncia alla condivisione dei dati personali può causare una limitazione dell'accesso a servizi essenziali o in elevati costi di cambiamento (*lock-in effect*), rendendo la scelta dell'interessato solo apparentemente libera [42].

Alla luce di tali criticità, il GDPR non si limita a garantire l'autodeterminazione informativa dell'interessato, ma affianca a essa un modello di tutela fondato sulla responsabilizzazione dei soggetti che effettuano il trattamento e sulla gestione dei rischi per i diritti e le libertà fondamentali delle persone fisiche.

Coerentemente con tale impostazione, il Regolamento richiede che le misure di protezione dei dati personali siano proporzionate alla natura, al contesto e alle finalità del trattamento, nonché ai rischi che esso può comportare per i diritti e le libertà delle persone fisiche (Regolamento (UE) 2016/679, considerando 74-75). In questo senso, il titolare del trattamento è chiamato a valutare preventivamente i potenziali rischi derivanti dalle attività di trattamento e ad adottare misure tecniche e organizzative idonee a garantire un livello di sicurezza adeguato al rischio (Regolamento (UE) 2016/679, artt. 24 e 32). Come osservato [43], la protezione dei dati deve essere letta insieme alla sicurezza dei sistemi, poiché le scelte organizzative e tecniche incidono direttamente sulla qualità della tutela. Nel contesto dei sistemi produttivi *human-centric*, tale quadro normativo assume un ruolo particolarmente rilevante. I sistemi assistivi analizzati nella presente tesi si basano infatti sull'elaborazione di dati personali riferibili agli operatori, tra cui interazioni operative, comandi vocali e dati inferiti relativi alle modalità di esecuzione delle attività o alle capacità cognitive degli individui. Tali informazioni rientrano nella nozione ampia di dato personale adottata dal GDPR, che comprende qualsiasi informazione riguardante una persona fisica identificata o identificabile, anche indirettamente. In questi contesti tecnologici il trattamento dei dati personali non costituisce un elemento accessorio del sistema, ma rappresenta una componente strutturale dell'architettura tecnica. Anche informazioni apparentemente marginali, come pattern di utilizzo delle macchine, modalità di esecuzione dei compiti o caratteristiche vocali dell'operatore, possono infatti contribuire alla profilazione del soggetto interessato.

Il GDPR non deve essere interpretato solamente come uno strumento a posteriori di verifica della liceità del trattamento, ma come un elemento progettuale da tenere in considerazione nello sviluppo e creazione di sistemi tecnologici che comportano il trattamento di dati personali. Il Regolamento richiede infatti che la protezione dei dati personali sia integrata sin dalle fasi iniziali di concezione dei sistemi, attraverso l'adozione di misure tecniche e organizzative adeguate alla natura e ai rischi del trattamento. La tutela dei dati deve essere pertanto incorporata nell'architettura del sistema e non aggiunta soltanto in una fase successiva di correzione; allo stesso tempo, la protezione deve accompagnare l'intero ciclo di vita del trattamento [43]. Inoltre, deve essere trattata la minor quantità di dati possibile, ovvero solo quelli necessari al funzionamento del sistema.

Il principio enunciato sopra è sancito dall'articolo 25 del GDPR. Questo articolo descrive il concetto di *Data Protection by Design e by Default*. La tutela dei dati personali non costituisce dunque un intervento correttivo successivo all'implementazione del sistema, ma un requisito strutturale da incorporare nelle scelte tecniche e organizzative che ne disciplinano il funzionamento [48].

Ai fini della presente tesi, il GDPR viene quindi utilizzato come riferimento metodologico per la progettazione del trattamento dei dati nei sistemi assistivi analizzati. L'attenzione dell'analisi è rivolta in particolare alla tipologia di dati personali raccolti, alle finalità del trattamento e al grado di invasività dei sistemi di monitoraggio.

L'articolo 6 del Regolamento (UE) 2016/679 descrive le basi giuridiche che rendono lecito il trattamento dei dati personali. Il trattamento è consentito solo quando ricorre almeno una delle condizioni previste dal GDPR. Tali condizioni sono: il consenso dell'interessato, l'esecuzione di un contratto, l'adempimento di un obbligo legale o il perseguimento del legittimo interesse del titolare del trattamento. Tra queste basi giuridiche, il consenso dell'interessato rappresenta uno dei meccanismi più noti di legittimazione del trattamento dei dati personali. Il consenso è definito dall'articolo 4, par. 1, n.11 GDPR come “qualsiasi manifestazione di volontà libera, specifica, informata e inequivocabile dell'interessato con la quale lo stesso manifesta il proprio assenso, mediante dichiarazione o azione positiva inequivocabile, al trattamento dei dati personali che lo riguardano”. Affinché il consenso possa costituire una valida base giuridica, esso deve essere effettivamente libero e privo di condizionamenti. Il Regolamento (UE) 679/2016 sottolinea infatti che il consenso non può essere considerato valido quando sussiste uno squilibrio significativo di potere tra l'interessato e il titolare del trattamento, come spesso accade nei contesti lavorativi (Regolamento (UE) 2016/679, considerando 43).

Nel contesto occupazionale, la posizione gerarchica del datore di lavoro può limitare la libertà del dipendente nel prestare o negare il consenso senza timore di conseguenze. Proprio per la presenza di un rapporto asimmetrico tra le parti, il consenso del lavoratore rappresenta solo eccezionalmente una

base giuridica adeguata nel trattamento dei dati in ambito occupazionale, rendendo necessario il ricorso ad altre basi di liceità previste dal GDPR [45]. Per questo motivo, le autorità europee per la protezione dei dati suggeriscono di ricorrere ad altre condizioni di liceità previste dall'articolo 6 del GDPR.

Le Linee guida 5/2020 dell'EDPB confermano che, a causa dell'inevitabile squilibrio di potere nel rapporto tra datore di lavoro e dipendente, è improbabile che il lavoratore possa negare il consenso senza temere ripercussioni; di conseguenza, «la base legittima non può e non dovrebbe essere il consenso del dipendente» per la maggior parte delle attività svolte sul luogo di lavoro. Analogamente, l'Opinion 2/2017 del Gruppo Articolo 29 ribadisce che il consenso può essere considerato valido solo quando l'interessato dispone di una reale possibilità di scelta, condizione che non si verifica in presenza di un evidente squilibrio di potere. Tale criticità si inserisce in un dibattito più ampio secondo cui, nell'ecosistema dei *Big Data* e dell'*Internet of Things*, il consenso informato rischia di trasformarsi in un “vuoto formalismo” [50]. La crescente complessità dei trattamenti e la forte asimmetria informativa tra interessati e titolari del trattamento rendono infatti sempre più difficile una reale comprensione delle conseguenze derivanti dall'utilizzo dei dati personali.

Richiamati brevemente i problemi che il consenso pone come base giuridica nel contesto del rapporto di lavoro, come già evidenziato, il presente lavoro non affronta l'analisi delle basi giuridiche del trattamento dei dati personali, ma si concentra sulla progettazione dei sistemi secondo una prospettiva *ex ante*, propria della *Data Protection by Design*, di cui all'articolo 25 del GDPR. In particolare, l'obiettivo della ricerca è quello di analizzare due sistemi *human-centric* secondo la prospettiva della *Data Protection by Design*, individuando possibili soluzioni progettuali volte a ridurre al minimo l'impatto sui diritti e sulle libertà fondamentali degli operatori.

Questo approccio consente di affrontare il tema della protezione dei dati personali dal punto di vista dell'architettura dei sistemi, analizzando quali informazioni vengano raccolte, per quali finalità e con quali modalità possano essere limitati i rischi per gli interessati. Nel contesto dei sistemi *human-centric* analizzati nella presente tesi, tale prospettiva risulta particolarmente rilevante. Le tecnologie di assistenza basate su intelligenza artificiale e sistemi di monitoraggio multimodale possono infatti comportare la raccolta di informazioni relative al comportamento, alle modalità di lavoro o alle capacità cognitive degli operatori. In questi casi, la progettazione del sistema assume un ruolo centrale per garantire che vengano raccolti esclusivamente i dati strettamente necessari per il conseguimento della finalità perseguita e che il trattamento avvenga nel rispetto dei principi di minimizzazione, limitazione delle finalità e limitazione della conservazione dei dati previsti dall'articolo 5 del GDPR.

### 3.2 Nozione di dato personale e categorie particolari

Nei sistemi assistivi analizzati in questa tesi il trattamento dei dati personali costituisce una componente essenziale dell'architettura tecnica. È quindi fondamentale definire con precisione cosa si intenda per *dato personale* e quali categorie di dati meritino una protezione rafforzata.

L' art. 4, par. 1 del Regolamento (UE) 2016/679 (GDPR) definisce dato personale: “qualsiasi informazione riguardante una persona fisica identificata o identificabile (interessato); si considera identificabile la persona fisica che può essere identificata, direttamente o indirettamente, con particolare riferimento a un identificativo come il nome, un numero di identificazione, dati relativi all'ubicazione, un identificativo online o a uno o più elementi caratteristici della sua identità fisica, fisiologica, genetica, psichica, economica, culturale o sociale.” In questa definizione non rileva tanto la natura del dato in sé, quanto la sua capacità di ricondurre, anche indirettamente, a una persona fisica. Anche singoli elementi informativi apparentemente neutri, come immagini parziali del corpo, pattern comportamentali, dati di utilizzo di una postazione di lavoro, possono assumere rilevanza giuridica qualora consentano, singolarmente o in combinazione con altre informazioni, l'identificazione dell'interessato. Il GDPR fornisce una definizione di dato personale ampia in modo da comprendere qualsiasi informazione che consenta di identificare una persona fisica, direttamente o indirettamente [45].

I dati che consentono di identificare l'identità del lavoratore direttamente sono: nome, cognome, codice fiscale o numero di matricola. Invece, quelli che permettono l'identificazione indiretta del lavoratore sono: indirizzi IP, tag dei dispositivi, dati di localizzazione e log di utilizzo di macchine e software. Il concetto di dato personale deve essere interpretato in senso funzionale: rientrano nella definizione non solo le informazioni esplicitamente anagrafiche, ma qualsiasi elemento informativo che permetta di distinguere un individuo all'interno di un contesto specifico, compresi identificativi indiretti e contestuali (ad esempio l'associazione stabile di una postazione o di un dispositivo a un lavoratore). In ambito industriale e *human-centric*, e in particolare nei casi che saranno analizzati nella presente tesi, dati quali immagini video, segnali vocali, parametri fisiologici, dati di movimento, log di interazione con macchine e sistemi intelligenti costituiscono dati personali quando risultano riferibili, anche indirettamente, a un operatore identificato o identificabile. In contesti di questo tipo, anche dati apparentemente tecnici possono assumere valore personale quando sono idonei a ricondurre le informazioni a un soggetto determinato [42].

L'art 4, par. 1, n. 4 GDPR definisce la *profilazione* come “qualsiasi forma di trattamento automatizzato di dati personali consistente nell'utilizzo di tali dati personali per valutare determinati aspetti personali relativi a una persona fisica, in particolare per analizzare o prevedere aspetti

riguardanti il rendimento professionale, la situazione economica, la salute, le preferenze personali, gli interessi, l'affidabilità, il comportamento, l'ubicazione o gli spostamenti di detta persona fisica”.

La crescente capacità dei sistemi digitali di raccogliere, aggregare e analizzare grandi quantità di dati personali consente non soltanto l'identificazione degli individui, ma anche la produzione di informazioni inferenziali relative ai loro comportamenti, alle preferenze e alle caratteristiche personali. Tali dinamiche alimentano il paradigma del cosiddetto «capitalismo della sorveglianza» [41], inteso come un nuovo ordine economico fondato sulla raccolta sistematica dei dati e sulla loro trasformazione in conoscenza utilizzabile per finalità economiche, organizzative o decisionali [42]. I processi di trattamento e di profilazione dei dati sono spesso poco trasparenti e difficili da comprendere per gli interessati, determinando un'evidente asimmetria informativa tra chi raccoglie i dati e chi li mette a disposizione. Per questo motivo, la tecnologia deve essere progettata nel rispetto dei principi giuridici e della dignità della persona.

In questa prospettiva, il rischio di profilazione rappresenta uno dei profili di rischio maggiormente rilevanti nella progettazione dei sistemi secondo il principio di *Data Protection by Design* (art. 25 del Regolamento (UE) 2016/679 (GDPR)). La progettazione deve prevedere misure tecniche e organizzative volte a ridurre il rischio che i dati raccolti siano utilizzati per finalità diverse da quelle previste, ad esempio per valutare le prestazioni individuali o per monitorare il comportamento dei lavoratori. A tal fine è necessario definire le finalità del trattamento, limitare l'utilizzo dei dati agli scopi dichiarati, mantenere separati i dati operativi da quelli identificativi e prevedere adeguati controlli degli accessi. Integrare la prospettiva “by design” significa quindi orientare le scelte progettuali verso soluzioni che riducono il rischio di profilazione indebita, garantendo che le tecnologie *human-centric* non si trasformino in strumenti di monitoraggio invasivo, ma rimangano coerenti con i principi di proporzionalità, trasparenza e tutela dei diritti dei lavoratori.

Lo stesso articolo del Regolamento 2016/679 sopra richiamato chiarisce inoltre il concetto di *pseudonimizzazione*, intesa come “il trattamento dei dati personali in modo tale che i dati personali non possano più essere attribuiti a un interessato specifico senza l'utilizzo di informazioni aggiuntive, a condizione che tali informazioni aggiuntive siano conservate separatamente e soggette a misure tecniche e organizzative intese a garantire che tali dati personali non siano attribuiti a una persona fisica identificata o identificabile”.

La *pseudonimizzazione* prevede dunque di sostituire i dati che consentono identificazione diretta dell'operatore con dati indiretti. Questa operazione fa in modo che l'individuo non sia identificabile senza l'utilizzo di informazioni aggiuntive. I dati pseudonimizzati rimangono comunque dati personali, poiché la re-identificazione è teoricamente possibile; di conseguenza, essi restano soggetti alle disposizioni del GDPR.

I dati sottoposti ad *anonimizzazione* invece, non devono seguire i principi del GDPR perché non sono riconducibili in nessun modo alla persona interessata. Nei sistemi *human-centric* l'anonimizzazione non è quasi mai applicabile. Questo dipende dal fatto che questi sistemi devono trattare dati personali per poter adattare il proprio funzionamento alle caratteristiche e alle esigenze dell'operatore. Inoltre, operano spesso in contesti circoscritti e utilizzano dati biometrici, fisiologici o comportamentali che, anche se trattati con misure di protezione, possono rendere possibile la re-identificazione dell'interessato.

### 3.2.1 Categorie particolari di dati

Le categorie particolari di dati sono disciplinate dall'articolo 9 del GDPR che prevede il divieto del trattamento di dati che rivelino origine razziale o etnica, opinioni politiche, convinzioni religiose o filosofiche e l'adesione a organizzazioni sindacali; rientrano nelle categorie particolari anche i dati genetici, biometrici trattati per identificare in modo univoco una persona, i dati relativi alla salute o alla vita sessuale e all'orientamento sessuale. Il trattamento delle categorie particolari di dati è dunque vietato. L'articolo 9 del GDPR prevede tuttavia alcune eccezioni che ne consentono l'utilizzo. Alcuni esempi di queste eccezioni sono il consenso esplicito dell'interessato, l'adempimento di obblighi e l'esercizio di diritti in materia di lavoro e protezione sociale, la tutela di interessi vitali quando l'interessato non è in grado di prestare il consenso, la tutela di un diritto in sede giudiziaria, motivi di rilevante interesse pubblico, come la salute pubblica, e finalità di ricerca scientifica o storica.

Queste categorie di dati sono soggette a una tutela più rigorosa perché, per la loro natura, possono incidere in modo significativo sulla sfera personale dell'interessato ed esporlo a rischi di discriminazione o di utilizzi impropri.

In particolare, i **dati biometrici** presentano una criticità specifica: essendo riferiti a caratteristiche fisiche o comportamentali proprie dell'individuo, spesso permanenti o difficilmente modificabili, essi sono potenzialmente idonei a consentire forme di monitoraggio e identificazione pervasiva, esponendo l'individuo a un «danno sociale significativo» qualora tali sistemi siano utilizzati per la sorveglianza ubiqua [50].

In ogni caso, il trattamento deve essere progettato e condotto riducendo al minimo l'invasività e garantendo la proporzionalità rispetto alle finalità perseguite.

Per i sistemi assistivi sono particolarmente rilevanti i dati biometrici e quelli relativi alla salute. L'art. 4, par. 1, n. 14 GDPR definisce i dati biometrici come “i dati personali ottenuti da un trattamento tecnico specifico relativi alle caratteristiche fisiche, fisiologiche o comportamentali di una persona fisica che ne consentono o confermano l'identificazione univoca, quali l'immagine facciale o i dati

dattiloscopici”. Alcuni esempi di dati appartenenti a questa categoria sono i parametri fisiologici come l’ECG.

L’art. 4, par. 1, n. 15 GDPR definisce invece i dati relativi alla salute come “i dati personali attinenti alla salute fisica o mentale di una persona fisica [...] che rivelano informazioni relative al suo stato di salute”. I dati sanitari si dividono in due categorie:

1. **I dati sempre sanitari**, ovvero dati che danno indicazione diretta sullo stato di salute della persona;
2. **I dati potenzialmente sanitari**, ovvero dati che possono diventare dati relativi alla salute solo se permettono di ricavare informazioni sullo stato fisico o mentale dell’interessato. Alcuni esempi sono gli indicatori del benessere psicofisico (come stress e carico cognitivo), i parametri di fatica, segnali comportamentali e dati raccolti tramite dispositivi wearable.

In determinati contesti, quindi, parametri come i livelli di affaticamento, la presenza di disturbi dell’apprendimento (come la discalculia) o l’adattabilità all’interfaccia possono costituire dati relativi alla salute qualora permettano di inferire condizioni fisiche o cognitive dell’operatore, richiedendo pertanto tutele rafforzate ai sensi dell’art. 9 GDPR. La letteratura evidenzia come nei sistemi *data-driven*, l’attenzione non deve riguardare solo i dati raccolti in modo diretto, ma anche le informazioni che il sistema è in grado di dedurre o costruire a partire da essi, ovvero i dati inferiti [42]. I dati inferiti sono dedotti o generati attraverso processi di analisi o elaborazione algoritmica a partire da altri dati disponibili. Nei sistemi basati su intelligenza artificiale e analisi dei dati, i dati inferiti possono derivare dall’elaborazione di informazioni comportamentali, fisiologiche o operative. Attraverso modelli statistici o algoritmi di machine learning, i sistemi possono infatti estrarre informazioni aggiuntive sugli individui che non sono state esplicitamente raccolte. Partendo ad esempio dalla cronologia degli errori durante un task produttivo, dalla modalità di interazione con un’interfaccia, dai tempi di esecuzione delle operazioni e dai pattern vocali o comportamentali è possibile inferire informazioni relative alle capacità cognitive dell’operatore, al livello di esperienza, al carico cognitivo o allo stato di stress. Queste operazioni possono rappresentare un rischio per gli operatori, poiché consentono di ricavare informazioni ulteriori rispetto a quelle direttamente fornite dall’interessato. Un esempio è rappresentato dai profili psicologici e dalle valutazioni di performance dedotte dall’incrocio tra dati biometrici e dati comportamentali. Inoltre, l’analisi statistica di dati tramite l’IA può generare risultati inesatti, con possibili conseguenze negative per l’interessato. In questo contesto, A. Mantelero [50] richiama il rischio di una “dittatura degli algoritmi”, nella quale decisioni e classificazioni prodotte da modelli matematici complessi tendono ad essere percepite come oggettive e neutrali, pur potendo incorporare assunzioni, criteri di classificazione e possibili distorsioni difficilmente percepibili dagli interessati. Dal punto di vista giuridico, la gestione di tali

informazioni richiede particolare attenzione: esse costituiscono *dati personali* e devono essere trattate secondo i principi del GDPR. Durante la fase di progettazione del sistema bisogna dunque tenere conto anche dei dati che possono essere dedotti algebricamente da quelli forniti direttamente. Questo aspetto assume particolare rilevanza nella prospettiva della *Data Protection by Design*, che richiede di valutare sin dalle fasi iniziali di progettazione le possibili implicazioni derivanti dall'analisi dei dati personali.

### 3.3 Principi del trattamento dei dati personali rilevanti per la progettazione dei sistemi (Art 5)

L'art. 5 del Regolamento (UE) 2016/679 illustra quali principi bisogna rispettare quando si trattano i dati personali.

**1) Principio di liceità, correttezza e trasparenza:** i dati devono essere “trattati in modo lecito, corretto e trasparente nei confronti dell'interessato.” Ciò implica che:

- **Liceità:** deve esistere una base giuridica valida per ogni trattamento dei dati personali. Il consenso è spesso inadeguato in ambiente lavorativo: si ricorre generalmente ad altre basi giuridiche, quali l'adempimento di obblighi legali o il legittimo interesse del titolare, da bilanciare con i diritti dei lavoratori.
- **Correttezza:** il trattamento deve avvenire in modo leale nei confronti dell'interessato, evitando modalità che possano sorprendere, svantaggiare o porre l'operatore in una posizione di ingiustificata asimmetria. Nei sistemi di monitoraggio, il principio di correttezza implica che i dati non siano utilizzati in modi inattesi o sproporzionati rispetto alle finalità dichiarate e che le analisi algoritmiche non producano effetti ingiusti, distorti o basati su informazioni incomplete.
- **Trasparenza:** gli interessati devono essere informati in modo chiaro e comprensibile su quali dati vengono raccolti, per quali finalità, per quanto tempo saranno conservati e con quali modalità sono trattati. Nel contesto lavorativo, che costituisce l'ambito applicativo dei sistemi analizzati, ciò implica che i lavoratori ricevano informazioni specifiche e facilmente accessibili sulle logiche di funzionamento degli strumenti di monitoraggio, sulle tipologie di dati trattati e sugli eventuali processi automatizzati che li riguardano. La trasparenza non dovrebbe essere interpretata come un mero obbligo informativo formale. Come osservato [42], il tradizionale modello basato sul paradigma del *notice and consent* rischia infatti di generare fenomeni di sovraccarico informativo, nei quali l'interessato riceve una quantità di informazioni tale da comprometterne la reale comprensione. L'obiettivo della trasparenza dovrebbe invece essere quello di favorire

l'effettivo empowerment dell'individuo, consentendogli di comprendere in modo semplice e immediato le modalità di utilizzo dei propri dati personali.

**2) Principio di limitazione della finalità:** i dati devono essere “raccolti per finalità determinate, esplicite e legittime e non devono essere trattati successivamente in modo incompatibile con tali finalità.” Nel contesto dei sistemi assistivi ciò significa che i dati, quali quelli relativi ai profili cognitivi e alla cronologia degli errori degli operatori, sono trattati per finalità quali la generazione di istruzioni personalizzate o la riduzione del carico di stress e non per scopi di sorveglianza o valutazioni disciplinari.

**3) Principio di minimizzazione dei dati:** i dati raccolti devono essere “adeguati, pertinenti e limitati a quanto necessario rispetto alle finalità per le quali sono trattati”. Per i sistemi assistivi ciò significa ridurre al minimo indispensabile i dati raccolti e, ove possibile, anche il livello di dettaglio e frequenza della raccolta. Il principio di minimizzazione non riguarda soltanto la quantità dei dati raccolti, ma anche la loro qualità, imponendo che il trattamento avvenga, ove possibile, secondo modalità meno identificative [49]. In questa prospettiva, tecniche come la randomizzazione, attraverso l’aggiunta di rumore statistico, e la generalizzazione, mediante la riduzione del livello di dettaglio delle informazioni, possono contribuire a ridurre il potere identificativo dei dati e il rischio di re-identificazione.

**4) Principio di esattezza:** i dati devono essere “esatti e, se necessario, aggiornati; devono essere adottate tutte le misure ragionevoli per cancellare o rettificare tempestivamente i dati inesatti rispetto alle finalità per le quali sono trattati” Nelle applicazioni *human-centric*, la qualità dei dati incide direttamente sull’affidabilità delle elaborazioni e delle eventuali decisioni adottate dal sistema e, in alcuni casi, anche sulla sicurezza: misurazioni imprecise del carico cognitivo o del livello di stress possono generare falsi allarmi o omissioni. È quindi necessario implementare procedure di validazione, calibrazione periodica dei sensori e meccanismi che permettano agli operatori di segnalare e rettificare eventuali inesattezze.

**5) Principio di limitazione della conservazione:** i dati devono essere “conservati in una forma che consenta l'identificazione degli interessati per un arco di tempo non superiore al conseguimento delle finalità per le quali sono trattati; i dati personali possono essere mantenuti per periodi più lunghi a condizione che siano utilizzati esclusivamente a fini di archiviazione nel pubblico interesse, di ricerca scientifica o storica o a fini statistici, conformemente all'articolo 89, paragrafo 1, fatta salva l'attuazione di misure tecniche e organizzative adeguate a tutela dei diritti e delle libertà dell'interessato”. Nel contesto dei sistemi *human-centric*, questo principio implica che i dati raccolti

dai sensori, dai dispositivi wearable o dai sistemi di monitoraggio non possano essere conservati oltre il tempo strettamente necessario al supporto dell'operatore o all'adempimento delle finalità dichiarate (ad esempio sicurezza, ergonomia o assistenza). Ciò richiede la definizione di politiche di retention specifiche, la cancellazione o anonimizzazione dei dati non più necessari e la separazione tra dati operativi a breve termine e dati eventualmente conservati per finalità statistiche o di ricerca, nel rispetto delle garanzie previste dall'art. 89 GDPR.

**6) Principio di integrità e riservatezza:** i dati devono essere “trattati in maniera da garantire un'adeguata sicurezza dei dati personali, compresa la protezione, mediante misure tecniche e organizzative adeguate, da trattamenti non autorizzati o illeciti e dalla perdita, dalla distruzione o dal danno accidentale.

L'adozione di misure tecniche e organizzative adeguate deve riflettere un approccio comune alla regolamentazione della cybersicurezza e dei dati personali [53]. Come evidenziato in dottrina, l'attuazione dell'articolo 32 del GDPR non può essere slegata dal più ampio quadro della sicurezza informatica europea, imponendo al titolare di configurare un sistema resiliente, capace di assicurare su base permanente la riservatezza, l'integrità e la disponibilità dei dati attraverso lo stato dell'arte tecnologico.

Risulta quindi necessario adottare misure tecniche quali sistemi di controllo degli accessi basati su privilegi minimi, tecniche di pseudonimizzazione e protocolli di cifratura avanzata, che non rappresentano semplici opzioni ma requisiti strutturali per minimizzare i rischi di distruzione, perdita accidentale o accesso non autorizzato.

**7) Principio di responsabilizzazione (accountability):** sancito dal paragrafo 2 dell'articolo 5 del GDPR, stabilisce che il titolare del trattamento è «competente per il rispetto del paragrafo 1 e in grado di provarlo». Tale disposizione segna un fondamentale cambio di paradigma nel sistema di protezione dei dati personali: si passa infatti da un approccio basato su una mera "check-list" di adempimenti burocratici prefissati dal legislatore a un modello fondato sulla valutazione dinamica del rischio. In questo scenario, l'accountability non è una semplice responsabilità formale, ma è stata definita in dottrina [45] come una «responsabilità e, insieme, prova della responsabilità», traducendosi in un obbligo di prova e documentazione che impone al titolare un comportamento attivo, proattivo e verificabile. Ciò richiede una rendicontazione costante delle scelte progettuali e organizzative effettuate, che devono essere documentate per dimostrarne l'efficacia in ogni fase del trattamento. Questo principio trova la sua declinazione operativa nell'articolo 24 del GDPR, il quale impone al titolare di mettere in atto misure tecniche e organizzative adeguate per garantire, ed essere

in grado di dimostrare, che il trattamento è effettuato conformemente al dal Regolamento (UE) 2016/679, tenendo conto della natura, dell'ambito di applicazione, del contesto e delle finalità del trattamento. La dottrina evidenzia come la responsabilizzazione si articoli su due livelli: il primo composto da obblighi minimi inderogabili (come la tenuta del registro delle attività di trattamento) e il secondo da iniziative volontarie volte a garantire una tutela più elevata (quali l'ottenimento di certificazioni o la nomina facoltativa di un DP) [53].

### **3.4 L'articolo 25 GDPR: Data Protection by Design**

Uno degli elementi più innovativi introdotti dal Regolamento (UE) 2016/679 è la codificazione espressa del principio di *Data Protection by Design e by Default* nell'articolo 25. Questo principio rappresenta un cambiamento significativo rispetto agli approcci tradizionali alla protezione dei dati personali, nei quali i profili di tutela dei dati personali venivano affrontati principalmente in una fase successiva allo sviluppo dei sistemi tecnologici. Il concetto di Privacy by Design inizia ad affermarsi negli anni Novanta come risposta alla crescente diffusione delle tecnologie digitali e dei sistemi di elaborazione dei dati personali. In tale contesto, Ann Cavoukian ha contribuito alla definizione dei principi che costituiscono il principale riferimento teorico di quelli dell'articolo 25 del GDPR. I principi definiti da Ann Cavoukian sono i seguenti:

- Il sistema deve agire in modo proattivo. Deve dunque evitare che si verifichino violazioni dei diritti della persona e non agire solo dopo che si sono verificate.
- La protezione dei dati deve essere garantita automaticamente. Questo significa che anche se l'operatore non compie alcuna scelta la sua privacy deve essere preservata.
- La privacy deve essere considerata una componente centrale del sistema e non un elemento aggiunto in un secondo momento.
- La protezione dei dati non deve essere considerata in contrasto con l'efficacia e l'efficienza del sistema.
- La protezione dei dati deve essere garantita durante tutto il ciclo di vita del sistema.
- Il sistema deve garantire trasparenza in modo che tutti possano verificare e comprendere in quale modo sono trattati i loro dati.
- I progettisti e gli operatori del sistema devono porre al centro gli interessi del singolo, offrendo impostazioni predefinite robuste e opzioni facili da usare.

L'articolo 25 del GDPR stabilisce che il titolare del trattamento deve adottare, sia al momento della determinazione dei mezzi del trattamento sia all'atto del trattamento stesso, misure tecniche e organizzative adeguate volte a garantire l'effettiva applicazione dei principi di protezione dei dati e a tutelare i diritti degli interessati (Regolamento (UE) 2016/679, art. 25). In particolare, tali misure

devono essere progettate tenendo conto dello stato dell'arte, dei costi di attuazione, della natura, dell'ambito di applicazione, del contesto e delle finalità del trattamento, nonché dei rischi aventi probabilità e gravità diverse per i diritti e le libertà delle persone fisiche. La *Data Protection by Design* non costituisce soltanto un obbligo tecnico previsto dall'art. 25 GDPR, ma rappresenta ormai un principio immanente dell'intero sistema europeo di protezione dei dati personali [49]. Tale interpretazione trova fondamento nel Considerando 78 del GDPR, che impone ai titolari del trattamento di integrare adeguate misure tecniche e organizzative fin dalla fase di progettazione dei sistemi, nonché nell'evoluzione interpretativa della disciplina, quale emerge dai provvedimenti delle autorità di controllo e dalla prassi applicativa.

La protezione dei dati è un elemento strutturale che deve orientare sin dall'origine la progettazione dei trattamenti. L'attuazione di tale principio impone, dunque, l'adozione di metodologie di *Privacy Engineering* volte a tradurre i precetti normativi in requisiti funzionali e vincoli tecnici integrati stabilmente nell'architettura del software [48]. In tale ottica, la protezione dei dati diviene un vero e proprio parametro di progetto, essenziale per garantire che le tutele accompagnino le informazioni lungo l'intero ciclo di vita del trattamento e per minimizzare i rischi di obsolescenza delle misure adottate [46]; EDPB, 2020]. Ciò significa che le decisioni relative all'architettura dei sistemi, alle tipologie di dati raccolti, alle modalità di elaborazione e ai tempi di conservazione devono essere prese tenendo conto fin dall'inizio delle implicazioni in termini di tutela dei dati personali. La *Data Protection by Design* richiede che la protezione dei dati personali sia incorporata nel trattamento fin dalla fase di progettazione del sistema, configurandosi come un *prius* logico rispetto alle successive operazioni di raccolta e utilizzo delle informazioni [42]. In tale prospettiva, la tutela dei dati non rappresenta un vincolo esterno imposto alla tecnologia, ma un elemento strutturale del processo di sviluppo. L'art. 25 GDPR assume pertanto la funzione di tradurre i principi giuridici in soluzioni tecniche e organizzative concrete, realizzando una forma di *technological enforcement* finalizzata a garantire l'effettività dei diritti fondamentali della persona

Dal punto di vista operativo, l'applicazione della *Data Protection by Design* si traduce nell'adozione di una serie di scelte progettuali orientate alla riduzione del rischio per gli interessati. Tra queste rientrano, ad esempio:

- la minimizzazione dei dati, ovvero la raccolta esclusivamente delle informazioni strettamente necessarie rispetto alle finalità del trattamento;
- la limitazione delle finalità, che richiede di definire in modo chiaro e circoscritto gli scopi per cui i dati vengono trattati;
- la limitazione della conservazione, che implica la definizione di tempi di conservazione proporzionati rispetto agli obiettivi del trattamento;

- l'adozione di tecniche di pseudonimizzazione o anonimizzazione quando possibile, tenuto conto sia delle caratteristiche tecniche sia delle finalità del trattamento;
- la progettazione di sistemi che riducano la possibilità di identificazione degli individui o di utilizzi secondari non previsti dei dati raccolti.

L'articolo 25 del GDPR introduce anche il principio di **Data Protection by Default**. In base a questo principio, il sistema deve trattare, fin dall'inizio, solo i dati personali realmente necessari allo scopo per cui vengono raccolti. Di conseguenza, le impostazioni predefinite devono limitare al minimo la quantità di dati utilizzati, evitando di raccogliere informazioni non necessarie.

Nel contesto dei sistemi *human-centric* basati su intelligenza artificiale e tecnologie *data-driven*, l'applicazione di questi principi assume un ruolo particolarmente rilevante. I sistemi assistivi analizzati nella presente tesi prevedono infatti la raccolta e l'elaborazione di diverse tipologie di informazioni relative agli operatori, tra cui interazioni con le macchine, comandi vocali e dati inferiti relativi alle modalità di esecuzione delle attività. In tali contesti il trattamento dei dati personali costituisce una componente strutturale del funzionamento dei sistemi, rendendo necessario integrare fin dalla fase di progettazione adeguate garanzie di protezione dei dati.

Alla luce di queste considerazioni, la presente ricerca adotta il principio di *Data Protection by Design* come criterio metodologico per l'analisi dei sistemi assistivi *human-centric*. In particolare, nel capitolo successivo tale principio verrà applicato a due casi studio relativi a sistemi di supporto basati su tecnologie di intelligenza artificiale.

L'articolo 35 del GDPR descrive un ulteriore strumento di prevenzione e gestione del rischio: la *Data Protection Impact Assessment* (DPIA). La DPIA rappresenta uno strumento di analisi preventiva volto a identificare e valutare i rischi derivanti dal trattamento dei dati personali e a individuare le misure tecniche e organizzative necessarie per mitigarli. Nei sistemi basati su tecnologie di monitoraggio, sensori o intelligenza artificiale, la DPIA costituisce uno strumento particolarmente rilevante per valutare l'impatto delle tecnologie sui diritti degli interessati. La DPIA si pone come strumento complementare al principio di *Data Protection by Design*. Mentre quest'ultimo impone di integrare la protezione dei dati sin dalle fasi iniziali di progettazione dei sistemi, la DPIA costituisce un processo di analisi preventiva volto a identificare, valutare e mitigare i rischi che specifici trattamenti di dati personali possono comportare per i diritti e le libertà delle persone fisiche. Nei sistemi *human-centric* basati su tecnologie di monitoraggio, sensori o algoritmi di intelligenza artificiale, l'adozione della DPIA assume particolare rilevanza, poiché consente di valutare in modo sistematico l'impatto delle tecnologie sui lavoratori e di individuare misure tecniche e organizzative adeguate a ridurre tali rischi.

Nel presente lavoro, il principio di *Data Protection by Design* viene pertanto utilizzato come criterio metodologico per analizzare le scelte progettuali dei sistemi assistivi *human-centric*, mentre la logica della DPIA fornisce un quadro analitico per la valutazione dei rischi associati al trattamento dei dati personali nei casi studio esaminati nel capitolo successivo.

## CAPITOLO 4: APPROCCIO METODOLOGICO

L'analisi dei casi studio è stata condotta adottando il principio di *Data Protection by Design* previsto dall'articolo 25 del Regolamento (UE) 2016/679 come criterio metodologico per la valutazione dei sistemi umano-centrici analizzati.

In particolare, l'obiettivo dell'analisi non è valutare la liceità complessiva dei trattamenti né individuare la base giuridica applicabile, ma esaminare come i sistemi possano essere progettati in modo da ridurre l'impatto sui diritti e sulle libertà degli operatori attraverso scelte architetturali coerenti con i principi del GDPR.

L'analisi dei casi studio viene quindi articolata in quattro fasi principali:

- L' identificazione delle tipologie di dati personali trattati, distinguendo tra dati direttamente raccolti e dati inferiti attraverso elaborazioni algoritmiche;
- L' analisi delle finalità del trattamento, al fine di valutare la proporzionalità tra dati raccolti e obiettivi del sistema;
- La valutazione del grado di invasività del monitoraggio, considerando la frequenza di acquisizione dei dati e la possibilità di identificazione degli operatori;
- L'individuazione di possibili misure di *Data Protection by Design*, volte a ridurre il rischio per i diritti e le libertà degli interessati attraverso l'applicazione dei principi di minimizzazione, limitazione delle finalità, limitazione della conservazione e pseudonimizzazione.

L'analisi sarà applicata a due sistemi assistivi basati sull'intelligenza artificiale, che si distinguono per il modo in cui raccolgono i dati. Il primo acquisisce le informazioni solo quando l'operatore interagisce con il sistema, mentre il secondo effettua un monitoraggio continuo attraverso più fonti di dati. Il confronto tra questi due casi permette di capire come modalità diverse di raccolta e trattamento dei dati possano comportare livelli differenti di impatto sui diritti degli interessati e richiedere soluzioni progettuali diverse per garantire la protezione dei dati personali

Il diagramma in Figura 4.1 rappresenta il percorso metodologico seguito per applicare il principio di *Data Protection by Design* ai sistemi analizzati. Il processo parte dalla definizione del **contesto di riferimento**. In questa fase sono state descritte nei capitoli precedenti descritti le tecnologie e i principi dell'industria 5.0 e le leggi entro le quali tali tecnologie devono essere progettate.

Successivamente verrà svolta l'analisi dei sistemi, utile a comprendere il funzionamento della tecnologia, le sue componenti principali e le modalità con cui interagisce con l'operatore.

Il passaggio seguente sarà l'identificazione delle tipologie **di dati trattati**. In questa fase verranno individuate le categorie di dati raccolti o inferiti dal sistema, distinguendo tra dati personali, dati operativi e informazioni potenzialmente sensibili.

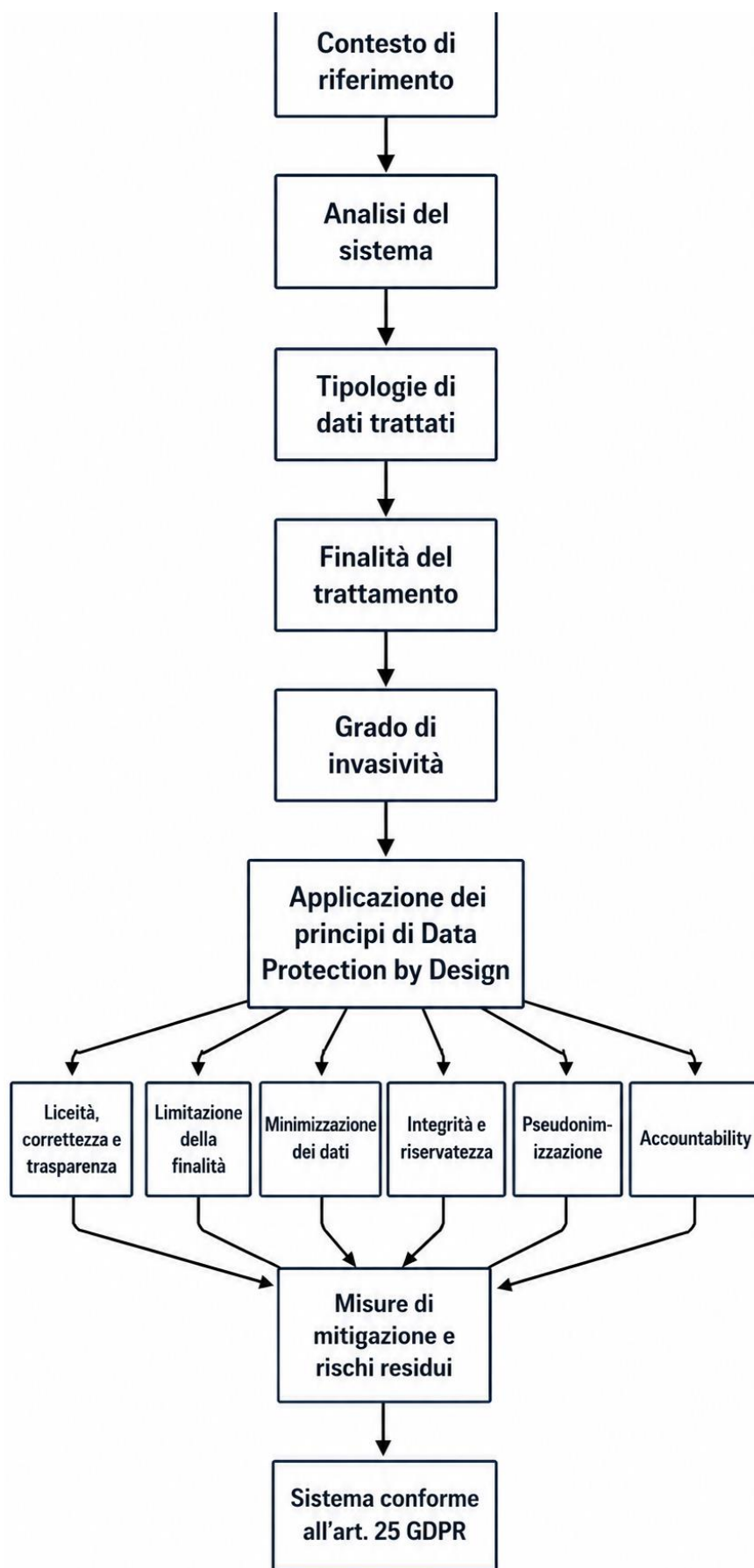


Figura 4.1 Metodologia di applicazione dei principi di Data Protection by Design per la valutazione della conformità del sistema all'art. 25 del GDPR.

Dopo aver identificato i dati, si definiranno le **finalità del trattamento**, cioè gli scopi per cui quei dati vengono raccolti e utilizzati. Definendo le finalità del sistema è possibile capire se la raccolta dei dati è giustificata o meno.

Successivamente verrà valutato il **grado di invasività** del trattamento. Durante questa fase si analizzerà a quanto il sistema rischi di ledere i diritti e libertà dei lavoratori. L'analisi terrà conto della quantità di dati raccolti, della continuità del monitoraggio, della natura dei dati e del possibile rischio di sorveglianza o profilazione.

Infine, verrà verificato il rispetto dei principi della **Data Protection by Design**: liceità, correttezza e trasparenza; limitazione della finalità; minimizzazione dei dati; integrità e riservatezza; pseudonimizzazione e separazione dei dati; accountability.

Sulla base di questi principi verranno poi individuate le **misure di mitigazione** e i **rischi residui**. Le misure servono a ridurre l'impatto del trattamento, mentre i rischi residui rappresentano le criticità che non possono essere eliminate completamente attraverso la sola progettazione tecnica.

Il risultato finale del percorso metodologico consiste nella valutazione della conformità del sistema ai principi dell'art. 25 del GDPR, verificando che la protezione dei dati personali sia stata integrata fin dalle prime fasi di progettazione attraverso soluzioni tecniche e organizzative coerenti con l'approccio *Data Protection by Design*.

## CAPITOLO 5: APPLICAZIONE AI CASI DI STUDIO

Nel presente capitolo sono analizzati due casi di studio applicando l'approccio metodologico descritto nel capitolo precedente. L'analisi ha lo scopo di mettere in evidenza come il diverso funzionamento dei due sistemi influisca sul trattamento dei dati personali degli operatori e di individuare le misure di *Data Protection by Design* più adatte a ciascun caso. L'analisi consente inoltre di confrontare differenti modalità di interazione uomo-macchina e le relative implicazioni in termini di autonomia dell'operatore, governance dei dati e tutela dei diritti fondamentali. Sono stati selezionati e confrontati due esempi di sistemi assistivi avanzati. Entrambi gli studi si collocano chiaramente nel paradigma dell'Industria 5.0, che pone l'operatore umano al centro dei sistemi manifatturieri, focalizzandosi su sostenibilità, resilienza e inclusività

I due sistemi sono direttamente confrontabili in quanto entrambi sviluppano architetture HMC che integrano cobot, visione artificiale e GenAI in un contesto di assemblaggio/produzione per l'assistenza in tempo reale. Il confronto tra i due sistemi evidenzia due diversi modi in cui l'intelligenza artificiale può supportare l'operatore:

1. Il primo sistema è stato progettato per assistere operatori con difficoltà matematiche, come la discalculia. Lo scopo del sistema è rendere più semplice l'esecuzione dei calcoli.
2. Il secondo sistema adotta un approccio multimodale in grado di adattarsi a operatori con caratteristiche diverse. L'obiettivo è prevenire gli errori di assemblaggio attraverso un supporto personalizzato, individuando di volta in volta la modalità di assistenza più efficace e meno invasiva.

### 5.1 Analisi del sistema per operatori con discalculia

Il sistema descritto nel paper *AI-enhanced human-machine collaboration for supporting workers with mathematical learning difficulties*, è un sistema di Human-Machine Collaboration (HMC) progettato per supportare operatori con difficoltà matematiche, inclusa la discalculia. Il sistema opera insieme all'operatore in un processo che prevede il taglio di cavi in specifiche proporzioni e l'assemblaggio al connettore. Il calcolo della dimensione del cavo può risultare problematico per un operatore affetto da discalculia, per questo l'intervento del sistema risulta funzionale. Il sistema prevede l'utilizzo di moduli matematici, *computer vision*, robot collaborativi e interfaccia vocali basati su AI per funzionare.

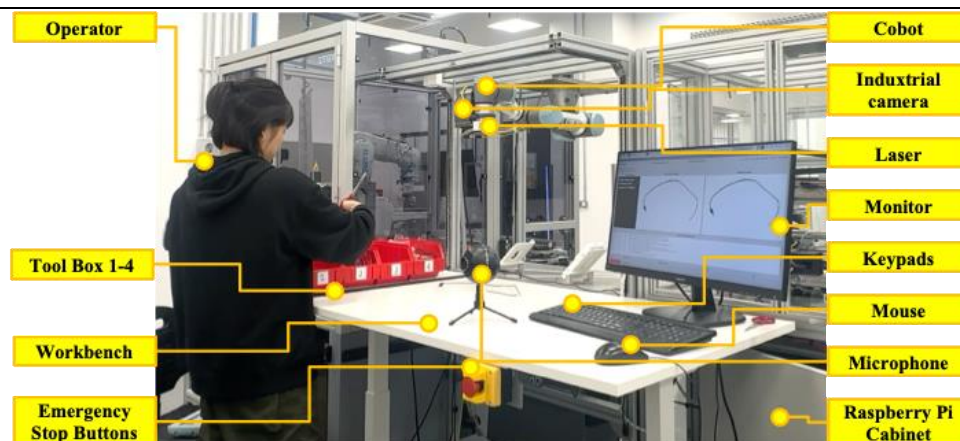


Figura 5.1-Struttura del sistema per la discalculia[40]

### 5.1.1 Tipologie di dati trattati

L'analisi del sistema sviluppato per supportare operatori con difficoltà matematiche evidenzia il trattamento di diverse categorie di dati personali e tecnici, necessari per consentire l'interazione tra operatore, sistema di visione artificiale, robot collaborativo e modulo di intelligenza artificiale generativa. Tali dati possono essere classificati in quattro macro-categorie.

- **Dati vocali e comandi audio**

Il sistema acquisisce dati vocali per funzionare. Il modulo di *speech recognition* registra il comando vocale fornito dall'operatore per avviare il comando richiesto tramite il modulo GenAI. L'operatore può richiedere il rilevamento del punto centrale, la divisione di un oggetto in parti uguali o proporzionali, la marcatura di una determinata lunghezza o l'esecuzione di calcoli matematici. Oltre al contenuto informativo del comando, le registrazioni vocali possono contenere caratteristiche individuali della voce dell'operatore, potenzialmente idonee a consentirne l'identificazione. L'impiego di comandi vocali nei sistemi di cooperazione uomo-macchina richiede pertanto particolare attenzione alle modalità di conservazione delle tracce vocali e alla possibile associazione delle stesse all'identità del lavoratore.

- **Dati relativi alle capacità cognitive e al carico cognitivo**

Una seconda categoria riguarda le informazioni relative alle capacità cognitive dell'operatore. Il sistema è stato progettato specificamente per supportare soggetti con difficoltà matematiche, come la discalculia, condizione caratterizzata da deficit nell'elaborazione numerica, nella stima delle quantità e nella risoluzione di problemi matematici. Poiché l'esistenza del sistema presuppone la conoscenza di tale condizione il trattamento riguarda dati idonei a rivelare una condizione di salute e, pertanto, rientra tra le categorie particolari di dati personali disciplinate dall'art. 9 del GDPR. Sebbene il sistema non raccolga direttamente dati sanitari o neurologici, l'associazione dell'operatore a una condizione quale la discalculia può comunque consentire di inferire informazioni relative alla salute o alle

capacità cognitive dell'interessato. Nel contesto sperimentale vengono inoltre raccolti indicatori relativi al carico cognitivo percepito mediante il questionario NASA-TLX, comprendente dimensioni quali *mental demand*, *effort*, *frustration* e *performance*. Qualora tali informazioni fossero associate a un lavoratore identificato o identificabile, potrebbero assumere particolare rilevanza sotto il profilo della protezione dei dati personali, in quanto potenzialmente idonee a rivelare condizioni cognitive o difficoltà di apprendimento.

- **Dati di visione artificiale e coordinate spaziali**

Una terza categoria comprende i dati acquisiti dal sistema di computer vision. La telecamera installata sopra il piano di lavoro acquisisce immagini dell'area operativa che vengono elaborate per identificare la posizione del cavo, stimarne la lunghezza, individuarne il punto centrale e calcolare i punti di divisione o marcatura. Il sistema tratta coordinate pixel, informazioni geometriche, misure dimensionali, coordinate spaziali e dati derivanti dai processi di segmentazione e scheletrizzazione dell'oggetto. Sebbene tali informazioni siano principalmente riferite al processo produttivo e non direttamente all'operatore, esse potrebbero assumere natura personale qualora fossero associate alle attività svolte o alla posizione del singolo lavoratore durante l'interazione con il sistema collaborativo.

- **Dati prestazionali e comportamentali**

Una quarta categoria è rappresentata dai dati relativi alle prestazioni dell'operatore durante l'esecuzione delle attività. Nel corso della sperimentazione vengono registrati tempi di completamento dei task, tassi di errore, deviazioni rispetto ai valori attesi, indicatori di accuratezza e precisione, nonché dati relativi all'esperienza d'uso del sistema. Tali informazioni consentono di valutare l'efficacia del supporto fornito dalla piattaforma e il livello di performance raggiunto dall'operatore.

- **Dati tecnici di funzionamento del sistema**

Infine, il sistema tratta una serie di dati tecnici necessari al coordinamento delle componenti hardware e software. Rientrano in questa categoria gli angoli dei giunti del robot collaborativo, le coordinate convertite dal sistema di visione al sistema robotico, i segnali digitali utilizzati per il controllo dei dispositivi luminosi e dei puntatori laser, nonché i log di funzionamento della piattaforma. Tali dati non sono generalmente riconducibili direttamente all'operatore, ma risultano essenziali per garantire la corretta esecuzione delle attività e la sicurezza dell'interazione uomo-macchina. In particolare, la scelta progettuale di limitare il movimento del robot a un numero ridotto di giunti rappresenta una misura che contribuisce a ridurre i rischi associati alla collaborazione fisica tra lavoratore e sistema automatizzato.

### **5.1.2 Finalità del trattamento**

L'analisi delle finalità del trattamento per il supporto di operatori con difficoltà matematiche evidenzia come la raccolta e l'elaborazione dei dati siano strettamente funzionali agli obiettivi di inclusività, sicurezza e supporto cognitivo propri del paradigma dell'Industria 5.0. Il trattamento deve essere giustificato da finalità specifiche, determinate e proporzionate rispetto alle esigenze operative del sistema. Di seguito vengono illustrate le finalità per cui sono raccolti i dati nel sistema:

- **Supporto cognitivo e inclusione lavorativa**

La finalità principale del sistema consiste nel fornire assistenza agli operatori che presentano difficoltà nell'elaborazione numerica e nello svolgimento di compiti matematici. Questo consente di ridurre il carico mentale e lo stress associato al compito. Infatti, svolgere operazioni con l'aiuto del sistema permette agli operatori di percepire maggiore autonomia, precisione e sicurezza. Pur non raccogliendo direttamente dati sanitari, il sistema può elaborare informazioni dalle quali è possibile ricavare indicazioni sulle capacità cognitive dell'operatore. Per questo motivo è importante adottare adeguate misure di tutela, così da evitare utilizzi impropri dei dati o possibili situazioni di discriminazione.

- **Interazione uomo-macchina ed esecuzione operativa**

Questa finalità riguarda l'interazione tra l'operatore e il sistema. I dati vocali vengono acquisiti e analizzati per riconoscere il comando dell'utente e attivare l'operazione richiesta. Analogamente, i dati provenienti dal sistema di visione artificiale vengono elaborati per trasformare le coordinate dell'immagine nelle istruzioni necessarie al robot collaborativo. Il trattamento di questi dati è indispensabile per il corretto funzionamento della piattaforma e per consentire la collaborazione tra operatore e robot.

- **Sicurezza dell'interazione**

Una terza finalità è rappresentata dalla tutela della sicurezza dell'operatore durante l'interazione con il robot collaborativo. Il sistema utilizza dati spaziali, coordinate geometriche e informazioni sul posizionamento degli oggetti per garantire movimenti controllati del cobot all'interno di un'area di lavoro delimitata.

- **Valutazione dell'efficacia del sistema e miglioramento delle prestazioni**

Il sistema raccoglie inoltre dati relativi ai tempi di esecuzione, ai livelli di accuratezza, agli errori commessi e al carico cognitivo percepito dagli operatori. Tali informazioni vengono utilizzate per valutare l'efficacia delle funzionalità di supporto implementate e verificare il raggiungimento degli obiettivi di inclusione e assistenza. Questa attività di raccolta e analisi dei dati risponde alle esigenze di validazione sperimentale del sistema nell'ambito dello studio descritto nel paper. In una possibile futura implementazione industriale la raccolta continuativa di questi dati potrebbe risultare in

contrasto con il principio di minimizzazione dei dati. La raccolta di questi dati, infatti, non risulta necessaria al funzionamento del sistema. L'utilizzo di queste informazioni potrebbe consentire di ricostruire il profilo prestazionale e cognitivo del lavoratore, di monitorare le performance e l'adozione di decisioni che incidano sulla sua posizione lavorativa.

### **5.1.3 Grado di invasività**

Dopo aver analizzato i dati raccolti e le finalità del trattamento, è ora possibile esaminare i principali rischi che il sistema può comportare per i diritti e le libertà degli operatori. L'obiettivo di questa fase è valutare il grado di invasività del trattamento e individuare le possibili criticità residue. L'obiettivo di questa fase è valutare il grado di invasività del trattamento e individuare le possibili criticità residue.

- **Rischio di profilazione cognitiva**

Il sistema è progettato per supportare operatori con difficoltà nell'elaborazione numerica, come la discalculia. Sebbene tale finalità sia coerente con gli obiettivi di inclusione dell'Industria 5.0, il trattamento di informazioni relative alle capacità cognitive dell'operatore può determinare il rischio di creare un profilo permanente delle sue difficoltà. Qualora tali informazioni fossero associate all'identità del lavoratore e utilizzate per finalità diverse dall'assistenza, potrebbero emergere fenomeni di discriminazione, stigmatizzazione o esclusione professionale. Il rischio risulta particolarmente rilevante poiché il sistema è esplicitamente destinato a soggetti che presentano specifiche difficoltà matematiche.

- **Rischio di monitoraggio eccessivo delle prestazioni**

Un secondo rischio riguarda la possibile raccolta sistematica di dati relativi alle prestazioni lavorative. Nel contesto sperimentale vengono registrati tempi di completamento delle attività, accuratezza dei risultati, tassi di errore e indicatori di carico cognitivo. Questi dati sono stati utilizzati per valutare l'efficacia del sistema in ambito sperimentale. Come spiegato in precedenza, la raccolta di questi dati non risulta necessaria al funzionamento del sistema. L'utilizzo di queste informazioni potrebbe consentire di ricostruire il profilo prestazionale e cognitivo del lavoratore, di monitorare le performance e l'adozione di decisioni che incidano sulla sua posizione lavorativa. Inoltre, potrebbe far percepire al lavoratore di essere costantemente monitorato e risultare non proporzionato rispetto alle finalità del trattamento.

- **Rischio di identificazione attraverso la voce**

L'utilizzo di un'interfaccia basata su riconoscimento vocale introduce ulteriori criticità sotto il profilo della protezione dei dati personali. Le tracce vocali utilizzate per impartire comandi al sistema possono contenere caratteristiche uniche della persona, come timbro, tonalità e modalità espressive,

che potrebbero consentire l'identificazione diretta o indiretta dell'operatore. In assenza di adeguate misure di protezione, la conservazione delle registrazioni vocali potrebbe quindi determinare rischi di identificazione non necessari rispetto alla finalità originaria di interazione uomo-macchina.

Nel complesso, tali rischi non derivano dalla mera presenza delle tecnologie utilizzate, ma dalla possibilità di collegare le informazioni raccolte a uno specifico lavoratore.

- **Rischio di utilizzo secondario dei dati**

I dati raccolti per finalità di assistenza cognitiva potrebbero essere successivamente riutilizzati per finalità differenti da quelle originariamente dichiarate. Ad esempio, informazioni generate per supportare l'operatore durante l'esecuzione di un'attività potrebbero essere utilizzate per finalità organizzative, disciplinari o valutative. Tale rischio risulta particolarmente rilevante quando il trattamento riguarda informazioni che consentono di inferire caratteristiche personali o difficoltà cognitive del lavoratore.

#### **5.1.4 Applicazione dei principi di Data Protection by Design**

Al fine di valutare la conformità del sistema ai requisiti previsti dal GDPR, i principi della *Data Protection by Design* vengono applicati al caso studio per verificare se le soluzioni tecniche e organizzative adottate siano idonee a garantire la tutela dei diritti e delle libertà degli operatori. L'analisi consente di esaminare in che modo l'architettura del sistema incorpori i principi della *Data Protection by Design*, verificando la compatibilità tra gli obiettivi di inclusione e supporto cognitivo perseguiti dalla tecnologia e le esigenze di protezione dei dati personali.

- **Liceità, correttezza e trasparenza**

Il principio di liceità, correttezza e trasparenza richiede che il trattamento dei dati sia fondato su una base giuridica adeguata, avvenga in modo leale nei confronti dell'interessato e sia accompagnato da informazioni chiare sulle modalità di utilizzo dei dati. Nel caso analizzato, trattandosi di un contesto lavorativo, il consenso dell'operatore non appare generalmente una base giuridica adeguata, in considerazione dello squilibrio di potere esistente tra datore di lavoro e lavoratore. Occorrerebbe pertanto individuare una diversa base giuridica idonea ai sensi del GDPR. Tuttavia, l'analisi delle basi giuridiche del trattamento esula dagli obiettivi della presente ricerca, che si concentra sulle scelte progettuali riconducibili al principio di *Data Protection by Design*. Il sistema dovrebbe inoltre garantire che gli operatori siano informati sulle tipologie di dati trattati, sulle finalità perseguite e sulle modalità di funzionamento delle componenti basate su intelligenza artificiale, computer vision e riconoscimento vocale. A supporto di tale principio, il sistema integra diversi strumenti di feedback, quali interfacce grafiche, segnali luminosi, output vocali e puntatori laser, che consentono all'operatore di comprendere in tempo reale le operazioni svolte dalla piattaforma e di mantenere il controllo dell'interazione uomo-macchina. Inoltre, il sistema non agisce autonomamente, ma viene

attivato dall'operatore stesso attraverso specifiche richieste di assistenza. Questa caratteristica rende più chiaro il funzionamento del sistema e permette al lavoratore di decidere quando richiedere assistenza

- **Limitazione della finalità**

I dati raccolti dal sistema devono essere utilizzati esclusivamente per fornire supporto durante lo svolgimento delle attività. Questi dati non devono quindi essere impiegati per altri scopi, come la valutazione delle prestazioni, il monitoraggio della produttività o decisioni automatizzate che possano incidere sul lavoratore. Questo aspetto è particolarmente importante perché il sistema è destinato a operatori con difficoltà nell'elaborazione numerica. Un utilizzo diverso di queste informazioni potrebbe infatti esporli a trattamenti discriminatori.

- **Minimizzazione dei dati**

Il principio di minimizzazione impone di raccogliere esclusivamente i dati strettamente necessari al raggiungimento delle finalità perseguite. Una prima applicazione di tale principio è rappresentata dall'utilizzo di un'architettura di *edge processing* basata su Raspberry Pi 5, che consente di elaborare localmente immagini e informazioni operative senza la necessità di trasferire continuamente i dati verso server esterni. Occorre inoltre distinguere tra i dati necessari al funzionamento della soluzione assistiva e quelli raccolti nel contesto della sperimentazione. In particolare, in un'eventuale implementazione industriale della soluzione, la raccolta continuativa di indicatori relativi agli errori, all'accuratezza delle prestazioni o al carico cognitivo dovrebbe essere attentamente valutata, poiché potrebbe trasformare uno strumento di assistenza in un meccanismo di monitoraggio delle performance incompatibile con i principi di correttezza e minimizzazione del trattamento.

- **Esattezza**

L'efficacia del sistema dipende dalla correttezza delle informazioni elaborate. Le misurazioni effettuate mediante computer vision, il riconoscimento dei comandi vocali e la determinazione delle coordinate necessarie al funzionamento del robot collaborativo devono quindi essere accurate e costantemente verificate. Errori nelle misurazioni o nell'interpretazione dei comandi potrebbero infatti compromettere non solo la qualità dell'assistenza fornita, ma anche la sicurezza dell'interazione uomo-macchina. In tale prospettiva, il sistema dovrebbe prevedere procedure di validazione delle elaborazioni effettuate e consentire all'operatore di verificare i risultati ottenuti attraverso i meccanismi di feedback disponibili.

- **Limitazione della conservazione**

I dati personali devono essere conservati per un periodo non superiore a quello necessario al conseguimento delle finalità del trattamento. Quando la voce è utilizzata esclusivamente come

strumento di comando e non per finalità identificative, la conservazione delle tracce vocali dovrebbe essere limitata allo stretto necessario per l'esecuzione dell'operazione richiesta. Una volta convertito il comando vocale in un'istruzione operativa ed eseguita la funzionalità richiesta, la conservazione della registrazione audio non risulta più necessaria rispetto alle finalità del trattamento. Infatti, la finalità del trattamento è eseguire il comando e non identificare l'operatore.

I dati raccolti durante la fase sperimentale per valutare l'efficacia del sistema dovrebbero essere anonimizzati in modo da rendere impossibile la successiva identificazione dei partecipanti. Inoltre, non dovrebbero essere più analizzati nell'implementazione industriale del sistema in quanto non necessari. Queste misure consentono di ridurre il rischio di utilizzi secondari dei dati e risulta coerente con il principio di minimizzazione del trattamento.

- **Integrità e riservatezza**

La protezione dei dati personali richiede l'adozione di adeguate misure tecniche e organizzative finalizzate a prevenire accessi non autorizzati, perdite o alterazioni delle informazioni. Per garantire la riservatezza è opportuno adottare la pseudonimizzazione dei dati. L'applicazione di questa misura consiste nella separazione tra le informazioni identificative degli operatori e dati utilizzati per fornire l'assistenza. Questo può essere realizzato attraverso l'utilizzo di due database distinti: uno contenente i dati identificativi del lavoratore e uno contenente le informazioni relative all'utilizzo del sistema assistivo e alle caratteristiche cognitive rilevanti ai fini dell'assistenza. Il collegamento tra i due insiemi di dati dovrebbe essere consentito solo attraverso procedure controllate e adeguatamente tracciate.

- **Accountability**

Il titolare del trattamento deve poter dimostrare che il sistema rispetta i requisiti del GDPR. Per questo motivo è importante documentare le scelte effettuate durante la progettazione, le misure adottate per proteggere i dati e i risultati ottenuti nella fase di validazione. Questa documentazione permette di dimostrare che il trattamento è conforme al Regolamento.

La documentazione delle metriche utilizzate, delle scelte progettuali adottate e delle misure di mitigazione implementate consente inoltre al titolare del trattamento di dimostrare il rispetto dei principi del GDPR e la proporzionalità delle soluzioni tecnologiche adottate.

Tabella 5.1 Analisi DPbD del sistema per il supporto di operatori con difficoltà matematiche

| Categoria Dati                                                     | Finalità                                                                | Rischi                                                                                                             | Misure DPdP                                                                                                                                      |
|--------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Dati relativi alle capacità cognitive e al carico cognitivo</b> | Supporto cognitivo e valutazione dell'efficacia del sistema             | Inferenza di condizioni cognitive, profilazione dell'operatore, discriminazione                                    | Separazione tra dati identificativi e dati cognitivi, pseudonimizzazione, limitazione delle finalità, accesso controllato                        |
| <b>Dati vocali e comandi audio</b>                                 | Attivazione delle funzionalità assistive e interazione uomo-macchina    | Identificazione dell'operatore attraverso caratteristiche vocali; conservazione non necessaria delle registrazioni | Elaborazione locale dei comandi vocali, cancellazione immediata delle tracce audio dopo la conversione in testo, limitazione della conservazione |
| <b>Dati di visione artificiale e coordinate spaziali</b>           | Identificazione degli oggetti e supporto all'esecuzione dei task        | Monitoraggio indiretto delle attività lavorative, raccolta eccessiva di informazioni sull'operatore                | Edge processing, minimizzazione delle immagini raccolte, limitazione dei tempi di conservazione                                                  |
| <b>Dati prestazionali e comportamentali</b>                        | Valutazione dell'efficacia dell'assistenza e miglioramento del sistema  | Trasformazione del sistema in strumento di valutazione delle performance individuali                               | Utilizzo in forma aggregata e anonima, esclusione di finalità disciplinari o valutative                                                          |
| <b>Dati tecnici di funzionamento</b>                               | Coordinamento tra sistema di visione, cobot e dispositivi di assistenza | Ricostruzione indiretta delle attività svolte dall'operatore                                                       | Logging limitato, controllo degli accessi, separazione dai dati personali                                                                        |

### 5.1.5 Misure di mitigazione e rischi residui

Per proteggere la privacy dell'operatore, il sistema deve adottare diverse strategie di *Data Protection by Design*:

- **Minimizzazione tramite *Edge Processing*:** le immagini e i dati operativi vengono elaborati direttamente sul dispositivo, evitand il trasferimento continuo di informazioni verso server esterni.
- **Gestione dei dati vocali:** le registrazioni vocali vengono conservate solo per il tempo necessario a interpretare il comando e vengono eliminate una volta completata l'operazione.
- **Separazione dei database e pseudonimizzazione:** i dati identificativi sono mantenuti in un database distinto dalle informazioni relative alle esigenze assistive o alle caratteristiche cognitive dell'operatore. Possono essere associati solamente utilizzando collegamenti tracciati.

- **Anonimizzazione dello storico:** al termine dello studio, i dati raccolti per valutare il sistema, come i punteggi NASA-TLX e i tassi di errore, dovrebbero essere anonimizzati o aggregati.
- **Limitazione delle finalità e dei soggetti autorizzati:** le informazioni relative alla condizione di discalculia dovrebbero essere accessibili esclusivamente ai soggetti strettamente coinvolti nell'erogazione del supporto assistivo. Questo serve per impedire l'utilizzo di tali dati per finalità di valutazione delle prestazioni o gestione del personale.

Anche adottando queste misure di mitigazione rimangono alcuni rischi residui che richiedono un monitoraggio continuo e l'adozione di adeguate misure tecniche e organizzative durante l'intero ciclo di vita del sistema. Il principio di *Data Protection by Design*, infatti, costituisce il punto di partenza della progettazione, ma deve essere accompagnato da attività di gestione, verifica e aggiornamento delle misure di sicurezza e delle procedure organizzative, affinché il livello di protezione rimanga adeguato nel tempo. Tra i principali rischi residui si evidenziano:

- **Rischio di discriminazione e stigmatizzazione:** il sistema è progettato specificamente per fornire assistenza a operatori con discalculia e, per tale motivo, deve necessariamente trattare informazioni riconducibili a tale condizione. Anche adottando la pseudonomizzazione rimane indispensabile controllare che tali informazioni non siano utilizzate per finalità diverse da quelle assistive. Per questo motivo è importante controllare chi può accedere a tali informazioni, come vengono utilizzate e che siano impiegate esclusivamente per fornire il supporto previsto.
- **Dipendenza dal sistema di assistenza:** sebbene il sistema sia progettato per supportare l'operatore e favorirne l'autonomia, un utilizzo prolungato potrebbe determinare un progressivo affidamento agli strumenti assistivi, riducendo la propensione a svolgere autonomamente alcune attività o verifiche operative. Tale rischio dovrebbe essere gestito attraverso un'adeguata progettazione delle modalità di utilizzo del sistema, attività di formazione degli operatori e periodiche verifiche dell'efficacia degli strumenti assistivi, al fine di mantenere il ruolo della tecnologia come supporto alle capacità umane e non come loro sostituzione.

Nel complesso, l'analisi evidenzia come il sistema assistivo possa favorire l'inclusione degli operatori con discalculia nel rispetto dei principi del GDPR. Sebbene permangano alcuni rischi residui, essi possono essere significativamente ridotti e gestiti attraverso un approccio basato sul rischio, fondato sull'applicazione dei principi di *Data Protection by Design*, sullo svolgimento, ove necessaria ai sensi dell'art. 35 del GDPR, di una *Data Protection Impact Assessment* (DPIA) e sull'adozione, anche alla luce degli esiti della valutazione d'impatto, di adeguate misure tecniche e organizzative, la cui

efficacia sia costantemente monitorata. In tal modo è possibile bilanciare le finalità assistive del sistema con la tutela dei dati personali, della dignità e dell'autonomia dei lavoratori

## 5.2 Analisi del sistema multimodale GenAI per la prevenzione degli errori

Il secondo sistema descritto nel paper *Conceptualisation of a multimodal, non-intrusive, Generative AI-based assistive system for assembly* presenta un sistema multimodale basato su *Generative AI* (GenAI) per l'assemblaggio, in grado di rilevare errori in tempo reale e fornire assistenza adattiva tramite proiezioni visive, istruzioni vocali e interventi robotici. Il sistema utilizza modalità assistive differenti a seconda dei profili e dalle preferenze espresse dagli operatori.

Una caratteristica fondamentale di questo sistema è l'utilizzo di feedback sull'operato. L'operatore può infatti fornire opinioni sull'accuratezza degli interventi e sulle modalità di segnalazione preferite. Questo consente l'apprendimento reciproco tra uomo e sistema. Le metriche che sono state utilizzate per valutare il sistema dimostrano che il suo impiego riduce drasticamente gli errori e il carico mentale degli operatori. Questa architettura modulare promette di migliorare l'efficienza operativa facilitando la collaborazione sicura tra esseri umani e macchine.

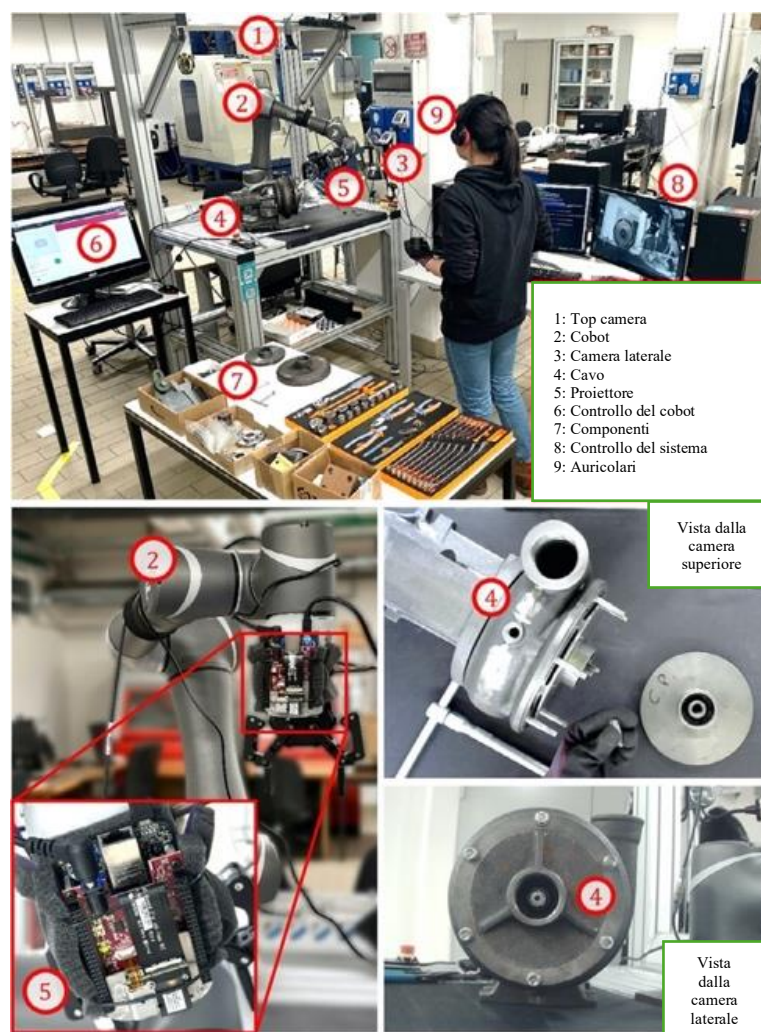


Figura 5.2- Struttura del sistema per la prevenzione degli errori di assemblaggio [40]

### 5.2.1 Tipologie di dati trattati

L'architettura proposta da Simeone et al. prevede il trattamento di diverse categorie di dati, raccolti e utilizzati per garantire la personalizzazione dell'assistenza, il rilevamento degli errori e il miglioramento continuo del sistema assistivo. Tali dati possono essere classificati nelle seguenti categorie:

- **Dati personali e profili dell'utente**

Il sistema gestisce informazioni direttamente riconducibili all'operatore allo scopo di adattare le modalità di assistenza alle sue caratteristiche individuali. In particolare, il *Data Management Layer* memorizza preferenze comunicative, requisiti specifici dell'utente e profili cognitivi utilizzati per selezionare le tecnologie assistive più appropriate. Inoltre, il sistema può elaborare informazioni desunte da certificazioni mediche, utilizzate per classificare e prioritizzare le modalità di supporto più efficaci. Tali informazioni rientrano nelle categorie particolari di dati personali ai sensi dell'art. 9 del GDPR, in quanto desunte da documentazione sanitaria e idonee a rivelare lo stato di salute dell'interessato.

- **Dati di visione artificiale**

Il monitoraggio delle attività di assemblaggio avviene attraverso due telecamere, una posizionata sopra e una di lato alla postazione di lavoro. Le immagini e i video raccolti vengono analizzati in tempo reale dal sistema di intelligenza artificiale per verificare che le operazioni siano eseguite correttamente e individuare eventuali errori. Anche se lo scopo principale è controllare il processo di assemblaggio, queste informazioni permettono di osservare indirettamente le attività svolte dall'operatore e possono quindi fornire indicazioni sul suo comportamento durante il lavoro.

- **Dati operativi e log degli errori**

Il *Data Management Layer* conserva dati relativi alle attività di assemblaggio, comprese le istruzioni operative, i requisiti dei task e lo storico degli errori rilevati durante le lavorazioni. Tali informazioni vengono elaborate statisticamente per identificare i passaggi maggiormente critici e generare avvisi preventivi destinati all'operatore. Lo storico degli errori può includere informazioni riconducibili al comportamento individuale e alle prestazioni lavorative dell'utente.

- **Dati di interazione e feedback**

L'approccio di *reciprocal human-machine learning* adottato dal sistema richiede la raccolta di dati derivanti dalle interazioni tra operatore e intelligenza artificiale. In caso di errore o classificazione errata, l'utente può fornire riscontri attraverso input vocali o testuali. Tali interazioni vengono registrate insieme a dati come la categoria dell'errore e l'identificativo dell'operatore, con l'obiettivo di migliorare progressivamente l'accuratezza delle risposte generate dal sistema.

- **Dati inferiti**

Oltre ai dati direttamente raccolti, il sistema genera informazioni derivate mediante processi algoritmici. Attraverso l'analisi dello storico degli errori viene stimato il livello di criticità delle diverse fasi di assemblaggio, mentre l'osservazione delle interazioni dell'operatore consente di inferire l'efficacia delle diverse modalità assistive e di aggiornare dinamicamente il profilo utente. Questi dati inferiti possono produrre effetti significativi sul lavoratore, in quanto consentono di stimare dati quali il livello di stress, il carico cognitivo o l'esperienza, dedotti algoritmicamente dai tempi di reazione e dagli errori.

- **Dati tecnici di controllo**

Infine, il sistema tratta dati necessari al coordinamento dei dispositivi hardware coinvolti nel processo assistivo. Tra questi rientrano i comandi trasmessi ai robot collaborativi, ai proiettori e ai sistemi audio mediante protocolli di comunicazione industriale, nonché i feedback di stato provenienti dai dispositivi per confermare la corretta esecuzione delle operazioni. Sebbene tali informazioni non costituiscano dati personali in senso stretto, esse possono essere indirettamente collegate alle attività svolte dall'operatore e contribuire alla ricostruzione del suo comportamento lavorativo.

### **5.2.2 Finalità del trattamento**

Le principali finalità identificate sono le seguenti:

- **Rilevamento errori e assistenza correttiva in tempo reale**

La finalità principale del sistema è fornire un supporto all'operatore per prevenire o correggere errori di assemblaggio. Il sistema confronta le immagini registrate tramite le telecamere con delle immagini di riferimento e in tal modo identifica errori durante l'esecuzione delle operazioni. Gli errori sono comunicati dal sistema all'operatore attraverso messaggi vocali, proiezioni visive o interventi del robot collaborativo. Il sistema verifica, inoltre, il corretto completamento delle singole fasi operative prima di consentire il passaggio alle attività successive, contribuendo a migliorare la qualità del processo produttivo e a ridurre il rischio di errori.

- **Assistenza proattiva e preventiva**

Oltre alla correzione degli errori già avvenuti, il sistema è progettato per svolgere una funzione preventiva. Attraverso l'analisi statistica dello storico degli errori archiviato nel *Data Management Layer*, vengono individuate le fasi dell'assemblaggio caratterizzate da maggiore criticità o frequenza di errore. Sulla base di tali informazioni, il sistema genera messaggi di avviso preventivi destinati all'operatore prima dell'esecuzione dei compiti considerati più complessi.

- **Personalizzazione del supporto e inclusione lavorativa**

Il sistema è progettato per adeguarsi alle preferenze degli operatori. Per perseguire questa finalità deve necessariamente utilizzare informazioni relative alle preferenze comunicative e alle esigenze connesse alla neurodiversità. Questa finalità è molto rilevante nel contesto dell'Industria 5.0, poiché

mira a promuovere l'inclusione lavorativa, migliorare l'accessibilità delle attività produttive e ridurre il carico cognitivo associato all'esecuzione dei task.

- **Miglioramento continuo tramite *Reciprocal Learning***

Il sistema utilizza inoltre i dati derivanti dalle interazioni tra operatore e intelligenza artificiale per migliorare progressivamente le proprie prestazioni. I *feedback* forniti dagli utenti vengono impiegati per correggere eventuali errori di classificazione della GenAI, aggiornare i prompt utilizzati per il rilevamento delle anomalie e affinare la qualità delle istruzioni generate. Parallelamente, le informazioni raccolte consentono di aggiornare dinamicamente i profili degli operatori e di modificare le strategie di assistenza qualora una determinata modalità si dimostri inefficace.

- **Coordinamento dei dispositivi e sicurezza dell'interazione**

Un'altra finalità del sistema è coordinare il funzionamento dei diversi dispositivi. I comandi elaborati dall'intelligenza artificiale vengono inviati ai proiettori, al sistema audio e al robot collaborativo, che eseguono le operazioni di assistenza richieste. Questo permette al sistema di fornire supporto all'operatore durante le attività e di rendere più sicura la collaborazione con il robot.

- **Sicurezza operativa e qualità del processo produttivo**

Infine, il trattamento dei dati è finalizzato a migliorare l'affidabilità complessiva del processo produttivo. Attraverso il monitoraggio continuo delle operazioni di assemblaggio, il rilevamento tempestivo delle anomalie e la validazione delle attività svolte, il sistema contribuisce a ridurre gli errori, migliorare la qualità del prodotto finale e limitare i tempi associati a rilavorazioni o correzioni. In tale prospettiva, la protezione dell'operatore e l'ottimizzazione delle prestazioni produttive vengono perseguite congiuntamente, in coerenza con i principi di sostenibilità, resilienza e centralità della persona propri dell'Industry 5.0.

### **5.2.3 Grado di invasività**

L'analisi del grado di invasività del sistema multimodale basato su intelligenza artificiale generativa evidenzia un impatto sui diritti e sulle libertà fondamentali degli operatori potenzialmente superiore rispetto al caso studio dedicato al supporto di lavoratori con difficoltà matematiche. Tale differenza non deriva esclusivamente dalla quantità di dati trattati, ma soprattutto dalle modalità di raccolta, dalla continuità del monitoraggio e dal livello di autonomia decisionale attribuito al sistema. I principali rischi derivanti dall'utilizzo del sistema sono i seguenti:

- **Rischio di profilazione cognitiva e discriminazione**

Il sistema gestisce attraverso il DML profili utente contenenti preferenze comunicative, informazioni relative alla neurodiversità e, ove disponibili, dati derivanti da certificazioni mediche. Sebbene tali informazioni siano impiegate con finalità inclusive e assistive, la loro elaborazione potrebbe

determinare la creazione di profili permanenti relativi alle capacità cognitive e alle caratteristiche personali del lavoratore. In assenza di adeguate garanzie, tali dati potrebbero essere utilizzati per finalità diverse dall'assistenza, generando fenomeni di stigmatizzazione, discriminazione o esclusione professionale. La criticità assume particolare rilievo poiché, qualora il trattamento riguardi informazioni derivanti da una diagnosi o da una certificazione medica, si rientra nelle categorie particolari di dati personali disciplinate dall'art. 9 del GDPR.

- **Monitoraggio invasivo e sorveglianza delle performance**

Il sistema acquisisce costantemente immagini dell'area di lavoro attraverso telecamere posizionate in prossimità della postazione operativa e registra informazioni relative agli errori, ai tempi di esecuzione e alle modalità di interazione dell'operatore con il sistema assistivo. Sebbene tali dati siano necessari per garantire il corretto funzionamento della piattaforma, la loro raccolta sistematica potrebbe trasformare uno strumento progettato per fornire supporto in un meccanismo di controllo delle prestazioni individuali. Ciò potrebbe determinare una percezione di sorveglianza permanente e risultare incompatibile con i principi di proporzionalità e minimizzazione qualora il monitoraggio eccedesse quanto strettamente necessario per le finalità assistive.

- **Rischi legati ai dati inferiti**

Attraverso l'analisi degli errori, delle modalità di utilizzo del sistema, dei tempi di reazione e dell'efficacia delle diverse forme di assistenza, il sistema può generare informazioni che non sono state direttamente fornite dall'operatore. Da tali elaborazioni potrebbero essere dedotti aspetti relativi al livello di esperienza, al carico cognitivo, allo stato di stress o alle capacità di apprendimento del lavoratore. Tali inferenze presentano un duplice rischio: da un lato consentono l'acquisizione di informazioni particolarmente sensibili senza una comunicazione esplicita da parte dell'interessato; dall'altro possono risultare inesatte o influenzate da errori algoritmici, generando valutazioni non corrette sulle caratteristiche individuali dell'operatore

- **Riduzione dell'autonomia e dell'agenzia decisionale**

Il sistema è progettato per anticipare le esigenze dell'operatore attraverso avvisi preventivi, selezione automatica delle modalità assistive e, in alcuni casi, interventi robotici diretti. Sebbene tali funzionalità abbiano l'obiettivo di migliorare la sicurezza e ridurre gli errori, esse comportano una parziale delega del controllo operativo alla componente algoritmica. Nel lungo periodo ciò potrebbe ridurre la percezione di autonomia del lavoratore e favorire fenomeni di eccessivo affidamento alle indicazioni fornite dal sistema. Inoltre, la sensazione di essere costantemente guidato o corretto dalla tecnologia potrebbe influenzare negativamente l'accettazione del sistema da parte di alcuni operatori, soprattutto qualora questi percepissero una perdita di controllo sul proprio lavoro o una riduzione del proprio ruolo decisionale all'interno del processo produttivo.

- **Identificazione biometrica tramite la voce**

L'interazione uomo-macchina avviene anche mediante comandi vocali. Le registrazioni audio possono contenere caratteristiche uniche della persona, quali timbro, tono e modalità espressive, che potrebbero consentire l'identificazione diretta o indiretta dell'operatore. In assenza di adeguate misure di protezione, la conservazione delle tracce vocali potrebbe quindi determinare rischi non necessari rispetto alla finalità originaria di interazione con il sistema assistivo.

- **Rischio di utilizzo secondario dei dati**

I dati raccolti per finalità assistive potrebbero essere successivamente utilizzati per scopi differenti da quelli originariamente dichiarati. In particolare, le informazioni relative agli errori, alle interazioni e alle prestazioni dell'operatore potrebbero essere impiegate per finalità organizzative, disciplinari o valutative. Tale rischio risulta particolarmente significativo in presenza di archivi centralizzati che conservano lo storico delle attività svolte dal lavoratore e delle sue interazioni con il sistema.

## **5.2.4 Applicazione dei principi di Data Protection by Design**

L'applicazione dei principi di *Data Protection by Design* al sistema, condotta secondo il quadro metodologico dell'Articolo 25 del GDPR e dei principi dell'Articolo 5, permette di integrare la tutela dei dati come componente strutturale del sistema.

- **Liceità, correttezza e trasparenza.**

Il principio di liceità, correttezza e trasparenza richiede che il trattamento dei dati sia fondato su una base giuridica adeguata, avvenga in modo leale nei confronti dell'interessato e sia accompagnato da informazioni chiare sulle modalità di utilizzo dei dati. Nel contesto lavorativo, il consenso dell'operatore potrebbe non rappresentare una base giuridica pienamente adeguata, in considerazione dello squilibrio di potere che caratterizza il rapporto tra datore di lavoro e lavoratore. Sarebbe pertanto necessario individuare una diversa base giuridica idonea ai sensi del GDPR. Tuttavia, l'analisi delle basi giuridiche del trattamento esula dagli obiettivi della presente ricerca, che si concentra sulle scelte progettuali riconducibili al principio di *Data Protection by Design*. I lavoratori devono essere correttamente informati su quali dati e per quali finalità saranno raccolti dal sistema. La presenza dei feedback continui può migliorare la comprensione del sistema favorendo l'interazione tra uomo e macchina. Inoltre, gli operatori dovrebbero essere informati non solo dell'esistenza del monitoraggio, ma anche delle logiche generali utilizzate dal sistema per selezionare le modalità assistive e generare raccomandazioni o interventi correttivi.

- **Limitazione della finalità**

I dati raccolti dal sistema devono essere utilizzati esclusivamente per le finalità per cui sono stati acquisiti. Nel caso di studio, le informazioni contenute nel *Data Management Layer*, comprese le preferenze comunicative, lo storico degli errori e gli eventuali profili cognitivi degli operatori,

risultano funzionali all'erogazione dell'assistenza personalizzata e alla prevenzione degli errori durante l'assemblaggio. Questi dati non devono essere utilizzati per creare profili prestazionali o discriminare i lavoratori. Per evitare l'utilizzo di questi dati per fini potenzialmente dannosi per il lavoratore è indispensabile adottare misure di controllo adeguate.

- **Minimizzazione dei dati**

Secondo questo principio, devono essere trattati solo i dati strettamente necessari al funzionamento del sistema. Per rilevare gli errori, il sistema confronta le immagini acquisite dalle telecamere con immagini di riferimento che rappresentano la corretta esecuzione dell'operazione. In questo modo non è necessario conservare i video delle attività svolte dai lavoratori, che possono essere eliminati una volta completata la verifica. Inoltre, ogni sessione di rilevamento degli errori dovrebbe essere indipendente dalle precedenti, senza mantenere uno storico delle interazioni. Gli errori rilevati dovrebbero essere conservati solo in forma aggregata e non associati all'identità dell'operatore, così da individuare le operazioni che presentano una maggiore probabilità di errore e migliorare il sistema. In questo modo è possibile analizzare le criticità del processo senza creare uno storico delle prestazioni dei singoli lavoratori, riducendo il rischio di monitoraggio continuo dell'operatore.

- **Esattezza**

L'efficacia del sistema dipende dalla correttezza delle informazioni elaborate e dalla capacità di individuare accuratamente errori e anomalie durante il processo di assemblaggio. A tal fine, il sistema integra un meccanismo di *reciprocal human-machine learning* che consente all'operatore di correggere eventuali errori di classificazione o interpretazione da parte dell'intelligenza artificiale. I feedback forniti dall'utente vengono utilizzati per aggiornare i prompt e migliorare progressivamente l'accuratezza delle elaborazioni future. Questo approccio contribuisce a garantire che i dati utilizzati e le informazioni generate dal sistema siano quanto più possibile esatti e aggiornati.

- **Limitazione della conservazione**

I dati personali devono essere mantenuti per un periodo non superiore a quello necessario al conseguimento delle finalità del trattamento. Le immagini e i flussi video utilizzati per il rilevamento degli errori dovrebbero essere eliminati o anonimizzati non appena finita l'attività svolta. Anche le registrazioni vocali dovrebbero essere cancellate subito dopo l'esecuzione del comando. Lo storico degli errori dovrebbe essere mantenuto in maniera anonima riducendo il rischio di identificazione degli operatori. La definizione preventiva dei tempi di conservazione e delle modalità di cancellazione delle diverse categorie di dati costituisce un elemento essenziale per garantire il rispetto del principio di limitazione della conservazione previsto dal GDPR.

- **Integrità e riservatezza**

La presenza di informazioni relative ai profili cognitivi e alla neurodiversità degli operatori richiede particolare attenzione alla protezione dei dati. Una possibile misura è la pseudonimizzazione. I dati identificativi degli operatori dovrebbero essere conservati separatamente dalle informazioni operative e comportamentali. Il collegamento tra i due database dovrebbe essere possibile solo attraverso procedure autorizzate e tracciate. In questo modo si riduce il rischio che le informazioni sulle caratteristiche cognitive dell'operatore vengano associate direttamente alla sua identità o utilizzate per finalità diverse da quelle previste.

- **Accountability**

Il principio di accountability richiede che il titolare del trattamento possa dimostrare il rispetto dei requisiti previsti dal GDPR. Nel caso di studio è quindi importante documentare le scelte progettuali, le misure adottate per proteggere i dati e le soluzioni utilizzate per gestire i rischi. Poiché il sistema prevede un monitoraggio continuo, tratta informazioni riconducibili alla neurodiversità e utilizza processi di profilazione, è opportuno svolgere una *Data Protection Impact Assessment* (DPIA) per valutare i rischi prima dell'utilizzo del sistema e individuare eventuali ulteriori misure di protezione.

Tabella 5.2-Analisi DPbD del sistema assistivo per la prevenzione degli errori

| <b>Categoria Dati</b>                     | <b>Finalità</b>                           | <b>Rischi</b>                              | <b>Misure DPbP</b>                                      |
|-------------------------------------------|-------------------------------------------|--------------------------------------------|---------------------------------------------------------|
| <b>Profili cognitivi e neurodiversità</b> | Personalizzazione assistenza e inclusione | Discriminazione, trattamento dati sanitari | Pseudonimizzazione, database separato, accesso limitato |
| <b>Flussi video (Computer Vision)</b>     | Rilevamento errori                        | Sorveglianza del lavoratore                | Elaborazione locale, cancellazione automatica           |
| <b>Storico errori</b>                     | Miglioramento sistema                     | Profilazione prestazionale                 | Aggregazione dati, anonimizzazione                      |
| <b>Feedback vocali e testuali</b>         | Apprendimento reciproco                   | Identificazione biometrica                 | Conversione in testo, cancellazione immediata           |
| <b>Dati inferiti</b>                      | Adattamento proattivo dell'assistenza     | Decisioni automatizzate e profiling        | Supervisione umana, trasparenza delle logiche AI        |
| <b>Log tecnici (Robot/proiettore)</b>     | Coordinamento hardware e sicurezza        | Ricostruzione attività lavorativa          | Periodo di conservazione limitato e controllo accessi   |

### 5.2.5 Misure di mitigazione e rischi residui

Le misure di mitigazione proposte per il sistema di assistenza GenAI sono le seguenti:

- **Minimizzazione tramite analisi basata su riferimenti:** il sistema dovrebbe utilizzare il confronto tra le immagini acquisite in tempo reale e immagini di riferimento predefinite. Questo permette di eliminare immediatamente le immagine acquisite dalle telecamere per rilevare gli errori. Inoltre, ogni sessione di rilevamento degli errori deve essere avviata in

modo indipendente, senza mantenere una memoria permanente delle interazioni passate, limitando così il rischio di un monitoraggio persistente.

- **Protezione dall'identificazione biometrica:** i file audio originali con i comandi vocali forniti dagli operatori (che potrebbero rivelare il timbro e l'identità dell'utente) dovrebbero essere convertiti direttamente in testo e successivamente eliminati. La conservazione è limitata al solo tempo necessario per interpretare il comando.
- **Gestione dei flussi video e dei log tecnici:** i flussi video provenienti dalle telecamere dovrebbero essere elaborati localmente soggetti a cancellati automaticamente una volta completata la verifica dell'operazione. Per i log tecnici del robot e del proiettore, l'accesso è strettamente controllato, solo il personale tecnico autorizzato dovrebbe potervi accedere, ed esclusivamente per procedure controllate e tracciate, garantendo il principio di integrità e riservatezza. Inoltre, i periodi di conservazione devono essere limitati, infatti una volta che il sistema ha confermato la corretta esecuzione della fase di assemblaggio e la sicurezza dell'interazione hardware, i dati perdono la loro utilità assistiva. Questo impedisce la creazione di uno storico a lungo termine che potrebbe essere usato per profilare il lavoratore
- **Sicurezza dei dati sensibili e della neurodiversità:** per evitare sia possibile associare immediatamente un profilo cognitivo a una persona specifica, si propone che l'architettura del *Data Management Layer (DML)* preveda due database distinti; il database identificativo che contiene i dati anagrafici dell'operatore e il database dei profili operativi con le preferenze comunicative, le necessità legate alla neurodiversità e i profili cognitivi. Il collegamento tra questi due database può avvenire solo tramite procedure controllate. Inoltre, dovrebbe essere previsto l'uso della pseudonimizzazione.
- **Esattezza tramite Reciprocal Learning:** Per evitare errori algoritmici, il sistema permette all'operatore di fornire feedback correttivi che aggiornano i prompt in tempo reale, migliorando l'accuratezza del sistema senza necessità di riaddestramento.
- **Accountability e trasparenza:** il sistema dovrebbe promuovere la trasparenza informando i lavoratori sulle logiche utilizzate per selezionare le modalità assistive.
- **Anonimizzazione dello storico:** i dati relativi agli errori passati, usati per generare avvisi preventivi, dovrebbero essere mantenuti in forma aggregata o anonima per finalità statistiche, impedendo la valutazione delle prestazioni del singolo operatore nel lungo periodo. Questo avviene tramite l'eliminazione dei collegamenti diretti tra l'errore e l'identificativo dell'operatore, impedendo la ricostruzione della sua carriera lavorativa basata sugli sbagli commessi.

Nonostante le misure di mitigazione adottate, permangono alcuni rischi residui che richiedono una gestione continua durante l'intero ciclo di vita del sistema. Sebbene il principio di *Data Protection by Design* imponga di integrare la tutela dei dati personali fin dalla fase di progettazione, la protezione degli interessati richiede anche l'adozione e il periodico aggiornamento di adeguate misure tecniche e organizzative. Inoltre, ove il trattamento presenti un rischio elevato per i diritti e le libertà delle persone fisiche, risulta necessario effettuare una *Data Protection Impact Assessment* (DPIA), ai sensi dell'art. 35 del GDPR, al fine di valutare preventivamente i rischi e individuare le misure di mitigazione più appropriate. Alla luce di tali considerazioni, i principali rischi residui sono i seguenti:

- **Percezione di sorveglianza costante:** la configurazione del sistema richiede l'acquisizione continuativa di informazioni provenienti dall'ambiente di lavoro per consentire il rilevamento degli errori e la generazione di assistenza in tempo reale. La presenza continuativa di telecamere e microfoni può generare nell'operatore una percezione di monitoraggio permanente. Oltre alle misure proposte in precedenza, la gestione di questo rischio richiede politiche trasparenti sul trattamento dei dati e verifiche periodiche sul corretto utilizzo del sistema.
- **Rischio di discriminazione e stigmatizzazione:** il sistema utilizza dati riconducibili alle caratteristiche cognitive dell'operatore al fine di personalizzare le modalità di assistenza. Le misure proposte in precedenza (pseudonimizzazione, separazione dei dati e limitazione degli accessi) riducono il rischio di identificazione dell'interessato, ma non lo eliminano completamente. Per questo motivo è importante che tali informazioni vengano utilizzate esclusivamente per fornire il supporto previsto e non per altri scopi, come la valutazione delle prestazioni o decisioni che possano penalizzare il lavoratore. Per questo motivo è importante verificare nel tempo che questi dati continuino a essere utilizzati solo per fornire il supporto previsto, adottando adeguate misure tecniche e organizzative.
- **Asimmetria informativa e limitata consapevolezza del trattamento:** la complessità dei sistemi basati su intelligenza artificiale può rendere difficile per l'operatore comprendere pienamente quali dati vengano raccolti, come vengano elaborati e quali informazioni possano essere derivate da essi. Di conseguenza, il lavoratore potrebbe non essere pienamente consapevole dell'effettiva portata del trattamento e delle implicazioni derivanti dall'utilizzo delle tecnologie assistive. Tale profilo richiede una costante attenzione affinché le informazioni fornite agli interessati rimangano chiare, complete e coerenti con l'evoluzione del sistema.

- **Riduzione dell'autonomia decisionale:** La natura proattiva del sistema e la continua disponibilità di suggerimenti e correzioni automatiche potrebbero favorire un progressivo affidamento alle indicazioni fornite dall'intelligenza artificiale. L'operatore potrebbe sviluppare una tendenza ad affidarsi sistematicamente alle raccomandazioni del sistema, riducendo il proprio ruolo attivo nel processo decisionale e operativo. Tale rischio richiede un monitoraggio continuo affinché la tecnologia mantenga una funzione di supporto alle decisioni dell'operatore, in coerenza con i principi *human-centric* dell'Industria 5.0.

Nel complesso, l'analisi evidenzia come i rischi residui associati ai sistemi assistivi intelligenti possano essere significativamente ridotti attraverso un approccio integrato che combini soluzioni tecnologiche, misure organizzative e un costante monitoraggio dell'efficacia delle misure adottate. La tutela dei dati personali non si esaurisce nella fase progettuale, ma richiede un processo continuo di valutazione, verifica e aggiornamento, volto a garantire che l'evoluzione del sistema rimanga coerente con i principi del GDPR e con gli obiettivi *human-centric* dell'Industria 5.0, preservando la dignità, l'autonomia e i diritti fondamentali dei lavoratori.

### 5.3 Sintesi e analisi comparata dei due sistemi assistivi

L'analisi dei due casi studio evidenzia come le differenti modalità di integrazione dell'intelligenza artificiale nei processi produttivi determinino livelli diversi di autonomia dell'operatore, di invasività del trattamento dei dati personali e, conseguentemente, di complessità nell'applicazione dei principi di *Data Protection by Design*.

L'interazione uomo-macchina nei due sistemi avviene secondo logiche di attivazione diverse. Nel sistema progettato per il supporto di operatori con discalculia, l'operatore decide quando richiedere l'assistenza. L'avvio del sistema è quindi guidato dall'utente e su richiesta. L'intelligenza artificiale non agisce dunque autonomamente. Il trattamento dei dati risulta pertanto limitato alle informazioni strettamente necessarie all'erogazione dell'assistenza, quali comandi vocali, coordinate spaziali e dati di calcolo, con un livello di invasività relativamente contenuto.

Il sistema multimodale per la prevenzione di errori di assemblaggio adotta una logica proattiva. Il lavoratore è monitorato continuamente dal sistema che agisce autonomamente sia per correggere un errore avvenuto che per prevenirlo. I due modelli di interazione si distinguono per il diverso ruolo assunto dall'operatore e dal sistema nel processo decisionale. Nel primo sistema, l'operatore conserva il controllo sull'attivazione dell'assistenza e sull'interpretazione delle informazioni fornite, mentre nel secondo tale controllo è parzialmente delegato al sistema, che può anticipare il bisogno di supporto e intervenire in modo preventivo. Questa distinzione evidenzia come approcci più adattivi e automatizzati, pur offrendo vantaggi in termini di qualità e robustezza del processo, richiedano una

progettazione attenta dell'interazione uomo–macchina per preservare la percezione di controllo, l'accettabilità del sistema e la centralità dell'operatore nel contesto *human-centric*. Al tempo stesso, la capacità del sistema di fornire un supporto tempestivo e personalizzato può incrementare la fiducia degli operatori, migliorare l'esperienza d'uso e aumentare l'accettazione della tecnologia. Inoltre, la possibilità di lasciare un feedback consente agli operatori di partecipare al miglioramento del sistema, aumentando la comprensione del suo funzionamento e la fiducia nel suo utilizzo.

I due sistemi differiscono anche riguardo al trattamento dei dati personali. Nel sistema per il supporto agli operatori con discalculia sono raccolte solo le informazioni necessarie a fornire l'assistenza richiesta dall'operatore. Nel secondo sistema, invece, il monitoraggio continuo dell'ambiente di lavoro richiede la raccolta di flussi video, log degli errori e altri dati utili a personalizzare il supporto. Di conseguenza, il trattamento risulta più invasivo e aumenta il rischio che il lavoratore percepisca una forma di controllo continuo o che i dati vengano utilizzati anche per finalità diverse da quelle previste. L'analisi delle informazioni raccolte consente inoltre al sistema di segnalare possibili errori, scegliere automaticamente la modalità di assistenza più adatta e, quando necessario, attivare il robot collaborativo. Queste funzioni riducono in parte il controllo diretto del lavoratore sulle operazioni. Questo può determinare una progressiva riduzione della percezione di autonomia dell'operatore e favorire fenomeni di dipendenza tecnologica o di eccessivo affidamento alle indicazioni fornite dal sistema.

Nel complesso, il sistema multimodale per la prevenzione degli errori di assemblaggio presenta un livello di rischio superiore rispetto al sistema di supporto per operatori con discalculia. Tale differenza non dipende esclusivamente dalla quantità di dati raccolti, ma soprattutto dalla capacità del sistema di monitorare continuativamente l'attività lavorativa, integrare informazioni provenienti da fonti differenti e personalizzare dinamicamente l'assistenza. All'aumentare del livello di automazione e adattività dei sistemi assistivi, cresce anche la complessità delle problematiche connesse alla protezione dei dati personali e alla tutela dell'autonomia del lavoratore. Per questo motivo l'applicazione dei principi di *Data Protection by Design*, rappresenta un elemento essenziale per garantire un equilibrio tra innovazione tecnologica, efficienza produttiva e tutela della dignità della persona.

La Tabella 5.3 riassume le principali differenze tra i due sistemi assistivi analizzati. Il confronto evidenzia come il sistema progettato per il supporto di operatori con discalculia presenti un approccio prevalentemente *user-driven*, caratterizzato da un trattamento limitato dei dati personali e da un ridotto livello di invasività. Il sistema multimodale per la prevenzione di errori di assemblaggio adotta invece, una logica proattiva e continua che, pur migliorando l'efficacia dell'assistenza e la personalizzazione del supporto, comporta un incremento della complessità sotto il profilo della

protezione dei dati personali, della tutela dell'autonomia decisionale e dell'applicazione dei principi di *Data Protection by Design*.

Tabella 5.3 Sintesi del confronto tra i due sistemi assistivi

| <b>Caratteristica</b>        | <b>Sistema Supporto Discalculia</b>                                                                           | <b>Sistema Multimodale GenAI</b>                                                                                                   |
|------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Logica di Interazione</b> | <b>User-driven / On-demand:</b> attivato dal lavoratore quando serve.                                         | <b>System-driven / Proattiva:</b> monitora e interviene autonomamente.                                                             |
| <b>Ruolo dell'IA</b>         | Strumento di supporto cognitivo per task matematici specifici.                                                | Mediatore attivo che guida, corregge e personalizza l'intero processo.                                                             |
| <b>Dati Trattati</b>         | Dati vocali puntuali, coordinate spaziali e parametri di calcolo.                                             | Flussi video continui, log degli errori, informazioni operative e profili utilizzati per personalizzare l'assistenza               |
| <b>Autonomia Operatore</b>   | Massima: il lavoratore decide se e come usare il supporto.                                                    | Ridotta: il sistema può anticipare le decisioni e delegare il controllo all'algoritmo.                                             |
| <b>Grado di Invasività</b>   | Limitato ai dati necessari per l'assistenza richiesta dall'operatore.                                         | Monitoraggio continuo e alla personalizzazione dinamica dell'assistenza.                                                           |
| <b>Principali Rischi</b>     | Discriminazione e stigmatizzazione legate alla condizione di discalculia; riduzione dell'autonomia operativa. | Percezione di sorveglianza, utilizzo secondario dei dati, riduzione dell'autonomia decisionale e discriminazione/stigmatizzazione. |
| <b>Principi DPbD Chiave</b>  | Minimizzazione tramite Edge processing e cancellazione vocale.                                                | Pseudonimizzazione, Reciprocal Learning e database separati.                                                                       |

## 5.4 Risultati

L'applicazione della metodologia di *Data Protection by Design* ai due casi studio ha consentito di tradurre i principi del GDPR in criteri progettuali applicabili ai sistemi assistivi dell'Industria 5.0. L'analisi comparata ha evidenziato come le scelte architetture influenzino direttamente il livello di rischio per i diritti e le libertà degli interessati e, di conseguenza, le misure di protezione da integrare fin dalle prime fasi di progettazione.

I principali risultati emersi sono i seguenti:

### 1) L'impatto della logica di interazione sul livello di rischio

L'analisi evidenzia che il livello di invasività del trattamento non dipende esclusivamente dalla tecnologia impiegata, bensì soprattutto dalla modalità di interazione tra lavoratore e sistema assistivo. Nel caso del sistema *user-driven*, l'attivazione volontaria delle funzionalità assistive limita la raccolta dei dati e riduce il rischio di monitoraggio continuo. Al contrario, il sistema *system-driven*, basato sull'analisi costante dello stato dell'operatore, richiede misure di protezione più articolate per mitigare i rischi di profilazione, sorveglianza e utilizzo improprio delle informazioni raccolte.

### 2) L'individuazione di requisiti progettuali *Data Protection by Design*

La ricerca ha individuato e validato un set di misure tecniche che costituiscono i requisiti minimi di protezione per l'implementazione dei sistemi in fabbrica:

- L'elaborazione locale (*edge processing*) per ridurre la trasmissione dei dati verso infrastrutture esterne;
- La gestione temporanea dei dati vocali con conversione immediata dei comandi ed eliminazione delle registrazioni non più necessarie per garantire che la finalità resti l'interazione funzionale e non l'identificazione biometrica dell'operatore
- La pseudonimizzazione e separazione logica tra dati identificativi e informazioni relative alle caratteristiche cognitive o alle esigenze assistive del lavoratore. Il collegamento tra i due database è consentito solo tramite procedure tracciate, riducendo drasticamente il rischio di discriminazione algoritmica.

### 3) L'Individuazione dei rischi residui e delle misure organizzative necessarie

Le misure tecniche di *Data Protection by Design* riducono significativamente il livello di rischio; tuttavia, permangono alcuni rischi residui, quali la percezione di sorveglianza continua, la possibilità di inferenze sullo stato cognitivo del lavoratore e potenziali fenomeni di discriminazione. La loro gestione richiede l'integrazione di misure organizzative, procedure di governance, supervisione umana (*human-in-the-loop*) e, nei casi previsti dal GDPR, lo svolgimento di una *Data Protection Impact Assessment (DPIA)*.

Tabella 5.4 – Principali contributi della ricerca

| Contributo della ricerca                                                            | Risultato ottenuto                                                                                                                                                                                                 | Implicazioni per l'Industria 5.0                                                                                                                                             |
|-------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Traduzione dei principi del GDPR in requisiti progettuali</b>                    | Individuazione di misure tecniche di <i>Data Protection by Design</i> , quali edge processing, pseudonimizzazione, separazione logica dei database, minimizzazione dei dati e gestione temporanea dei dati vocali. | La protezione dei dati viene integrata nell'architettura del sistema fin dalle prime fasi di progettazione.                                                                  |
| <b>Integrazione della tutela dei dati nella progettazione dei sistemi assistivi</b> | Definizione di un approccio progettuale orientato a garantire autonomia, dignità e centralità del lavoratore, limitando il rischio che le tecnologie assistive assumano finalità di controllo o sorveglianza.      | La <i>Data Protection by Design</i> diventa un criterio di progettazione coerente con i principi dell'Industria 5.0 human-centric.                                           |
| <b>Valutazione dei rischi residui</b>                                               | Individuazione delle criticità che criticità che richiedono, oltre alle misure tecniche, l'adozione di misure organizzative e un monitoraggio continuo del trattamento.                                            | Evidenziata la necessità di integrare misure organizzative, supervisione umana ( <i>human-in-the-loop</i> ) e, nei casi previsti dal GDPR, una valutazione d'impatto (DPIA). |

Nel complesso, i risultati ottenuti dimostrano come l'applicazione della metodologia proposta consenta di tradurre i principi del GDPR in criteri progettuali concreti per lo sviluppo di sistemi assistivi intelligenti. L'analisi dei due casi di studio mostra che il livello di rischio dipende sia dalla tecnologia utilizzata che da come il sistema interagisce con l'operatore. Per questo motivo non è possibile applicare le stesse soluzioni a tutti i sistemi, ma è necessario adattare le misure di protezione alle caratteristiche di ciascun caso. L'analisi conferma inoltre che la *Data Protection by Design* può aiutare a sviluppare sistemi più rispettosi dei diritti dei lavoratori, senza rinunciare ai vantaggi offerti dalle nuove tecnologie.

## CAPITOLO 6: CONCLUSIONI

Il lavoro di ricerca svolto in questa tesi ha analizzato la transizione dal paradigma di Industria 4.0 verso i modelli *human-centric* propri dell'Industria 5.0. Il focus è stato posto sull'integrazione di tecnologie assistive basate su intelligenza artificiale e dei sistemi di monitoraggio del lavoratore.

La presente tesi ha applicato il principio della *Data Protection by Design* a due casi di studio. Il rispetto della normativa deve essere infatti garantito fin dalle fasi di progettazione e non valutato esclusivamente in un successivo momento. Adottando la DPbD come criterio metodologico progettuale è stato possibile progettare sistemi che rispettino i diritti e la dignità dell'uomo.

Sono stati poi confrontati due casi studio: un sistema di supporto per la discalculia, e un framework multimodale basato su GenAI per la prevenzione degli errori.

L'analisi comparativa dei suddetti casi di studio ha evidenziato come la logica di funzionamento modifichi l'intensità del trattamento dei dati. L'interazione uomo-macchina nel primo caso avviene su richiesta dell'utente, viene dunque definito un sistema *user-driven*. L'analisi mostra inoltre come l'intensità del trattamento dei dati condizioni direttamente le misure di *Data Protection by Design* da adottare, evidenziando la necessità di un approccio progettuale differenziato in funzione delle caratteristiche del sistema assistivo.

Il secondo sistema agisce al contrario in maniera continua e preventiva, viene quindi definito un sistema *system driven*. I risultati evidenziano che un corretto utilizzo dei dati è necessario a rispettare la normativa e anche a garantire il rispetto della dignità della persona,

### 6.1 Benefici e potenzialità

L'analisi svolta evidenzia come l'integrazione dei principi dell'Industria 5.0 con il paradigma della *Data Protection by Design* consenta di progettare sistemi di assistenza intelligenti capaci di coniugare innovazione tecnologica, tutela dei diritti fondamentali e centralità del lavoratore. È possibile applicare la protezione dei dati fin dalle prime fasi di progettazione dei sistemi. Così facendo si riducono i rischi connessi al trattamento dei dati senza compromettere le funzionalità assistive,

Le tecnologie assistive presenti nei casi di studio analizzati riescono a migliorare l'efficienza operativa, ridurre il carico cognitivo e supportare lavoratori con esigenze differenti, favorendo un ambiente produttivo maggiormente inclusivo.

Ad esempio, il sistema di supporto cognitivo consente di compensare difficoltà specifiche, mentre il sistema di monitoraggio multimodale permette di adattare dinamicamente l'assistenza alle condizioni dell'operatore.

Dal punto di vista organizzativo, l'approccio proposto dimostra come la protezione dei dati possa rappresentare un elemento di qualità progettuale piuttosto che un semplice vincolo normativo. Misure quali minimizzazione dei dati, elaborazione locale, pseudonimizzazione, limitazione della conservazione e trasparenza dell'interazione contribuiscono ad aumentare la fiducia degli operatori e l'accettabilità delle tecnologie intelligenti nei contesti produttivi. La tutela della privacy assume quindi un ruolo strategico come fattore in grado di favorire la fiducia degli operatori, elemento indispensabile per l'effettiva adozione delle tecnologie *human-centric* nei contesti industriali. L'approccio proposto assume particolare rilevanza anche in prospettiva dell'evoluzione normativa europea, caratterizzata dalla crescente integrazione tra disciplina della protezione dei dati personali, regolazione dell'intelligenza artificiale e requisiti di cybersecurity. In tale contesto, progettare sistemi assistivi secondo i principi della *Data Protection by Design* favorisce non solo la conformità normativa, ma anche lo sviluppo di soluzioni affidabili, trasparenti e socialmente accettabili, contribuendo alla diffusione di tecnologie realmente orientate alla centralità della persona.

## **6.2 Limitazioni dell'approccio proposto**

La ricerca presenta alcune limitazioni che devono essere considerate nell'interpretazione dei risultati. In primo luogo, i due sistemi analizzati derivano da studi sperimentali sviluppati in contesti controllati e validati su campioni limitati, rendendo necessarie ulteriori verifiche in ambienti industriali reali caratterizzati da maggiore complessità organizzativa e operativa. Le soluzioni proposte rappresentano pertanto un modello progettuale che richiederà successive attività di validazione sperimentale. Permangono inoltre delle criticità analizzate in precedenza come la possibile percezione di sorveglianza da parte dei lavoratori, la perdita di autonomia decisionale a causa dell'eccessivo affidamento alla tecnologia o il possibile utilizzo dei dati per scopi secondari (discriminazione, controllo etc). Tali criticità evidenziano come la tutela dei diritti fondamentali richieda un monitoraggio continuo dell'intero ciclo di vita del sistema e non possa limitarsi alla sola fase di progettazione.

## **6.3 Sviluppi futuri**

L'evoluzione dei sistemi industriali *human-centric* richiederà lo sviluppo di architetture sempre più capaci di coniugare intelligenza artificiale, tutela dei dati personali e rispetto dell'autonomia decisionale dell'operatore. In tale prospettiva, future attività di ricerca potranno concentrarsi sulla validazione sperimentale delle soluzioni progettuali proposte in contesti produttivi reali, valutandone l'efficacia sia sotto il profilo tecnico sia sotto quello organizzativo e giuridico.

Ulteriori sviluppi riguardano l'integrazione delle tecnologie emergenti, quali Large Language Models, Digital Twin e sistemi multimodali sempre più sofisticati, con meccanismi avanzati di *Data Protection by Design*, capaci di garantire trasparenza, minimizzazione dei dati e controllo da parte dell'utente anche in presenza di elaborazioni complesse.

Un ulteriore ambito di ricerca riguarda l'integrazione tra il GDPR, l'*AI Act*, il nuovo *Cyber Resilience Act* e le future normative europee in materia di governance dei dati e cybersicurezza, al fine di sviluppare modelli progettuali unitari che consentano di affrontare congiuntamente privacy, sicurezza, affidabilità e responsabilità dei sistemi intelligenti.

Il presente lavoro evidenzia come la progettazione di sistemi intelligenti *human-centric* richieda un approccio interdisciplinare, nel quale competenze ingegneristiche, informatiche e giuridiche concorrano fin dalle prime fasi dello sviluppo del sistema. In tale prospettiva, la *Data Protection by Design* non costituisce soltanto uno strumento di conformità normativa, ma un criterio metodologico capace di orientare le scelte progettuali verso soluzioni tecnologiche sostenibili, affidabili e rispettose dei diritti fondamentali. La *Data Protection by Design* è infatti destinata ad assumere un ruolo sempre più centrale non solo come requisito di conformità normativa, ma come principio progettuale essenziale per garantire che l'evoluzione dell'Industria 5.0 rimanga realmente orientata alla persona, promuovendo un equilibrio sostenibile tra innovazione tecnologica, competitività industriale e tutela dei diritti fondamentali.

### **Dichiarazione sull'utilizzo di strumenti di intelligenza artificiale**

Durante la preparazione della presente tesi è stato utilizzato ChatGPT come strumento di supporto per il miglioramento della sintassi, della grammatica e della forma espositiva del testo. Tutti i contenuti sono stati successivamente verificati, revisionati e, ove necessario, modificati dall'autrice, che si assume la piena responsabilità del contenuto della tesi.

# BIBLIOGRAFIA

- [1] F. Longo, A. Padovano, and S. Umbrello, “Value-Oriented and Ethical Technology Engineering in Industry 5.0: A Human-Centric Perspective for the Design of the Factory of the Future,” *Applied Sciences*, vol. 10, no. 12, p. 4182, Jun. 2020, doi: 10.3390/app10124182.
- [2] L. Wang, S. Liu, C. Cooper, X. V. Wang, and R. X. Gao, “Function block-based human-robot collaborative assembly driven by brainwaves,” *CIRP Annals*, vol. 70, no. 1, pp. 5–8, 2021, doi: 10.1016/j.cirp.2021.04.091.
- [3] A. Liu, S. Lu, F. Tao, and N. Anwer, “Integration of data science with product design towards data-driven design,” *CIRP Annals*, vol. 73, no. 2, pp. 509–532, 2024, doi: 10.1016/j.cirp.2024.06.003.
- [4] G. Bozzelli, E. Lutters, R. Roy, N. Shakelly, J. W. Sutherland, and M. Nakao, “Ethics in manufacturing: a decision-making perspective,” *Procedia CIRP*, vol. 134, pp. 1155–1160, 2025, doi: 10.1016/j.procir.2025.02.255.
- [5] J. Moon and B.-K. Ju, “Wearable Sensors for Healthcare of Industrial Workers: A Scoping Review,” *Electronics (Basel)*, vol. 13, no. 19, p. 3849, Sep. 2024, doi: 10.3390/electronics13193849.
- [6] M. Donati, M. Olivelli, R. Giovannini, and L. Fanucci, “ECG-Based Stress Detection and Productivity Factors Monitoring: The Real-Time Production Factory System,” *Sensors*, vol. 23, no. 12, p. 5502, Jun. 2023, doi: 10.3390/s23125502.
- [7] H. Oliff, Y. Liu, M. Kumar, and M. Williams, “The Ethical Use of Human Data for Smart Manufacturing: An Analysis and Discussion,” *Procedia CIRP*, vol. 93, pp. 1364–1369, 2020, doi: 10.1016/j.procir.2020.06.001.
- [8] A. Pinge, V. Gad, D. Jaisighani, S. Ghosh, and S. Sen, “Detection and monitoring of stress using wearables: a systematic review,” *Front. Comput. Sci.*, vol. 6, Dec. 2024, doi: 10.3389/fcomp.2024.1478851.
- [9] ALESSANDRO MANTELERO and LAURA GRECO, “INDUSTRIA 4.0, ROBOTICA E PRIVACY-BY-DESIGN 875,” 2018.
- [10] P. Radanliev, “Privacy, ethics, transparency, and accountability in AI systems for wearable devices,” *Front. Digit. Health*, vol. 7, Jun. 2025, doi: 10.3389/fdgth.2025.1431246.
- [11] X. Li, A. Nassehi, B. Wang, S. J. Hu, and B. I. Epureanu, “Human-centric manufacturing for human-system coevolution in Industry 5.0,” *CIRP Annals*, vol. 72, no. 1, pp. 393–396, 2023, doi: 10.1016/j.cirp.2023.04.039.
- [12] E. Papagiannidis, P. Mikalef, and K. Conboy, “Responsible artificial intelligence governance: A review and research framework,” *The Journal of Strategic Information Systems*, vol. 34, no. 2, p. 101885, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.jsis.2024.101885.
- [13] C. A. Morillo, H. Shi, J. Suárez-Pérez, and M. Demichela, “Early detection of physical fatigue in industry using wearable sensors and contextual modeling,” *Saf. Sci.*, vol. 194, p. 107041, Feb. 2026, doi: 10.1016/j.ssci.2025.107041.
- [14] P. Mohapatra *et al.*, “Wearable network for multilevel physical fatigue prediction in manufacturing workers,” *PNAS Nexus*, vol. 3, no. 10, Oct. 2024, doi: 10.1093/pnasnexus/pgae421.
- [15] V. Di Pasquale, V. De Simone, M. Radano, and S. Miranda, “Wearable devices for health and safety in production systems: a literature review,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 55, no. 10, pp. 341–346, 2022, doi: 10.1016/j.ifacol.2022.09.410.
- [16] A. Simeone, R. Grant, W. Ye, and A. Caggiano, “Operator 4.0 intelligent health monitoring: a Cyber-Physical approach,” *Procedia CIRP*, vol. 118, pp. 1033–1038, 2023, doi: 10.1016/j.procir.2023.06.177.
- [17] A. Simeone, Y. Fan, D. Antonelli, A. R. Catalano, P. C. Priarone, and L. Settineri, “Inclusive manufacturing: A contribution to assembly processes with human-machine reciprocal learning,” *CIRP Annals*, vol. 73, no. 1, pp. 5–8, 2024, doi: 10.1016/j.cirp.2024.03.005.

- [18] M. Di Rienzo and R. Mukkamala, "Wearable and Nearable Biosensors and Systems for Healthcare," *Sensors*, vol. 21, no. 4, p. 1291, Feb. 2021, doi: 10.3390/s21041291.
- [19] N. R. Adão Martins, S. Annaheim, C. M. Spengler, and R. M. Rossi, "Fatigue Monitoring Through Wearables: A State-of-the-Art Review," *Front. Physiol.*, vol. 12, Dec. 2021, doi: 10.3389/fphys.2021.790292.
- [20] E. Svertoka *et al.*, "Wearables for Industrial Work Safety: A Survey," *Sensors*, vol. 21, no. 11, p. 3844, Jun. 2021, doi: 10.3390/s21113844.
- [21] S. Yi, S. Liu, X. Xu, X. V. Wang, S. Yan, and L. Wang, "A vision-based human-robot collaborative system for digital twin," *Procedia CIRP*, vol. 107, pp. 552–557, 2022, doi: 10.1016/j.procir.2022.05.024.
- [22] A. Pinge, V. Gad, D. Jaisighani, S. Ghosh, and S. Sen, "Detection and monitoring of stress using wearables: a systematic review," *Front. Comput. Sci.*, vol. 6, Dec. 2024, doi: 10.3389/fcomp.2024.1478851.
- [23] M. Moshawrab, M. Adda, A. Bouzouane, H. Ibrahim, and A. Raad, "Smart Wearables for the Detection of Occupational Physical Fatigue: A Literature Review," *Sensors*, vol. 22, no. 19, p. 7472, Oct. 2022, doi: 10.3390/s22197472.
- [24] M. Rosselli *et al.*, "Workers Fatigue Monitoring for Well-being Improvement in Manufacturing," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 58, no. 19, pp. 61–66, 2024, doi: 10.1016/j.ifacol.2024.09.092.
- [25] R. L. Charles and J. Nixon, "Measuring mental workload using physiological measures: A systematic review," *Appl. Ergon.*, vol. 74, pp. 221–232, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.apergo.2018.08.028.
- [26] M. Lagomarsino, M. Lorenzini, E. De Momi, and A. Ajoudani, "An Online Framework for Cognitive Load Assessment in Industrial Tasks," *Robot. Comput. Integr. Manuf.*, vol. 78, p. 102380, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.rcim.2022.102380.
- [27] C. E. Mgbemena, A. Tiwari, Y. Xu, V. Prabhu, and W. Hutabarat, "Ergonomic evaluation on the manufacturing shop floor: A review of hardware and software technologies," *CIRP J. Manuf. Sci. Technol.*, vol. 30, pp. 68–78, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.cirpj.2020.04.003.
- [28] G.-Y. Kim, J. Yun, C. Lee, J. Lim, Y. Kim, and S. Do Noh, "Data-driven analysis and human-centric assignment for manual assembly production lines," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 188, p. 109896, Feb. 2024, doi: 10.1016/j.cie.2024.109896.
- [29] T. Agostinelli, A. Generosi, S. Ceccacci, and M. Mengoni, "Validation of computer vision-based ergonomic risk assessment tools for real manufacturing environments," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, p. 27785, Nov. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-79373-4.
- [30] G. Vos, K. Trinh, Z. Sarnyai, and M. Rahimi Azghadi, "Generalizable machine learning for stress monitoring from wearable devices: A systematic literature review," *Int. J. Med. Inform.*, vol. 173, p. 105026, May 2023, doi: 10.1016/j.ijmedinf.2023.105026.
- [31] L. Wang, R. X. Gao, J. Krüger, and J. Váncza, "Human-centric assembly in smart factories," *CIRP Annals*, vol. 74, no. 2, pp. 789–815, 2025, doi: 10.1016/j.cirp.2025.04.058.
- [32] Y. Lu *et al.*, "Outlook on human-centric manufacturing towards Industry 5.0," *J. Manuf. Syst.*, vol. 62, pp. 612–627, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.jmsy.2022.02.001.
- [33] T. Puspanathan, G. Bitsch, and L. Louw, "Systematic literature review on the acceptance of human-robot collaboration among assembly workers," *Procedia CIRP*, vol. 126, pp. 188–193, 2024, doi: 10.1016/j.procir.2024.08.322.
- [34] A. P. Franzè *et al.*, "Bricklayers' perspectives on human-robot collaboration (HRC) in on-site masonry construction: opportunities, challenges, and considerations," *Construction Innovation*, vol. 25, no. 7, pp. 384–408, Dec. 2025, doi: 10.1108/CI-04-2025-0186.
- [35] A. M. Augustino Doan, E. Sarikaya, and M. Weigold, "Framework selection for simulation-driven, web-based digital twins: Methodology and practical implementation on a machine tool," *Procedia CIRP*, vol. 138, pp. 210–215, 2026, doi: 10.1016/j.procir.2026.01.037.
- [36] W. Liu, R. Sharma, W. "Grace" Guo, J. Yi, and Y. B. Guo, "Real-Time AI-Driven Milling Digital Twin Towards Extreme Low-Latency," *Engineering*, Jan. 2026, doi: 10.1016/j.eng.2025.12.028.

- [37] H. Fan, B. Li, J. Ma, E. Chow, J. Y. H. Fuh, and H.-C. Zhang, "From natural language to RL formulation: a digital twin-centered optimization framework for manufacturing systems," *CIRP Annals*, Apr. 2026, doi: 10.1016/j.cirp.2026.04.092.
- [38] E. Anastasiou, K. Gkouvas, A. Papavasileiou, G. Michalos, and S. Makris, "A User-Centric AI-Enhanced Approach to AR frameworks in Manufacturing," *Procedia CIRP*, vol. 134, pp. 1071–1076, 2025, doi: 10.1016/j.procir.2025.02.235.
- [39] Y. Fan *et al.*, "AI-enhanced human-machine collaboration for supporting workers with mathematical learning difficulties," *CIRP J. Manuf. Sci. Technol.*, vol. 67, pp. 193–205, Jul. 2026, doi: 10.1016/j.cirpj.2026.03.009.
- [40] A. Simeone, Y. Fan, D. Antonelli, P. C. Priarone, and L. Settineri, "Conceptualisation of a multimodal, non-intrusive, generative AI-based assistive system for assembly," *CIRP Annals*, vol. 74, no. 1, pp. 37–41, 2025, doi: 10.1016/j.cirp.2025.04.061.
- [41] S. Zuboff, *Il capitalismo della sorveglianza. Il futuro dell'umanità nell'era dei nuovi poteri*, Roma, Luiss University Press, 2019, p. 18 ss.
- [42] Bernes, A., Privacy Enhancing Technologies, trasparenza e tutela della persona nell'ambiente digitale, in Orlando, S., Capaldo, G. (a cura di), *Annuario 2022 Osservatorio Giuridico sulla Innovazione Digitale*, Sapienza Università Editrice, Roma, 2022, pp. 23-51.
- [43] Bravo, F., L'«architettura» del trattamento e la sicurezza dei dati e dei sistemi, in Cuffaro, V., D'Orazio, R., Ricciuto, V. (a cura di), *I dati personali nel diritto europeo*, Giappichelli, Torino, 2019, pp. 775-848.
- [44] Cavoukian, A., *Privacy by Design: The 7 Foundational Principles*, Information and Privacy Commissioner of Ontario, Toronto (Canada), 2010.
- [45] D'Orazio, R., Finocchiaro, G., Pollicino, O., Resta, G. (a cura di), *Codice della privacy e data protection*, Giuffrè Francis Lefebvre, Milano, 2021.
- [46] Faillace, S., Il principio di privacy by design e di privacy by default, in Bravo, F. (a curadi), *Dati personali. Protezione, libera circolazione e governance – 1. Principi*, Pacini Giuridica, Pisa, 2023, pp. 457-500.
- [47] Finocchiaro, G., Introduzione al regolamento europeo sulla protezione dei dati, in *Nuove leggi civili commentate*, 1, 2017, pp. 1-40.
- [48] Bygrave, L. A., Data Protection by Design and by Default: Deciphering the EU's Legislative Requirements, in *Oslo Law Review*, Vol. 4, No. 2, 2017, pp. 105-120.
- [49] Faillace A., "Privacy by Design e Privacy by Default", in C. Colapietro e M. G. Stanzione (a cura di), *Innovazione tecnologica e valore della persona. Il diritto alla protezione dei dati nel Regolamento UE 2016/679*, Editoriale Scientifica, Napoli, 2017.
- [50] Mantelero, A., Responsabilità e rischio nel Reg. UE 2016/679, in *Le Nuove leggi civili commentate*, 1, 2017, pp. 144-164.
- [51] F. Lorenzelli, *Accountability e Data Protection Officer: elementi di un nuovo paradigma nel GDPR*, Tesi di laurea, Università degli Studi di Padova, 2022, pp. 29-30
- [52] Rubinstein I. S. - Good N., *The trouble with Article 25 (and how to fix it): the future of data protection by design and default*, in *International Journal of Law and Information Technology*, vol. 28, n. 4, 2020, pp. 297-327
- [53] Mantelero, A., Vaciago, G., Esposito, M. S., & Monte, N. (2020). *The common EU approach to personal data and cybersecurity regulation. International Journal of Law and Information Technology*, 28(4), 297–328.
- [54] **European Data Protection Board (EDPB)**. *Guidelines 4/2019 on Article 25 Data Protection by Design and by Default*. Versione adottata il 20 ottobre 2020. Disponibile su: <https://www.edpb.europa.eu/>
- [55] **European Data Protection Board (EDPB)**. *Summary: Data Protection by Design and by Default*. Febbraio 2026.

- [56] **Garante per la protezione dei dati personali.** *Approccio basato sul rischio e misure di accountability (responsabilizzazione) di titolari e responsabili.* Disponibile su: <https://www.garanteprivacy.it/>
- [57]. **EUR-Lex.** *Regolamento (UE) 2016/679 del Parlamento europeo e del Consiglio del 27 aprile 2016 (GDPR).* Disponibile su: <https://eur-lex.europa.eu/>

