



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea in Ingegneria Gestionale

A. A. 2021/2022

Sessione di Laurea Marzo/Aprile 2022

Robotica collaborativa nell'Industria 4.0:

analisi della letteratura e pianificazione di un caso di studio per il
controllo qualità.

Relatore:

Prof. Maurizio Galetto

Candidati:

Rebora Paola

Matricola s280059

SOMMARIO

SOMMARIO	0
1. INTRODUZIONE	2
2. ROBOTICA COLLABORATIVA	4
2.1 I robot nella produzione industriale.....	4
2.2 Relazione tra uomo e robot	5
2.3 L'industria 4.0 e la <i>Smart Factory</i>	6
2.4 La robotica collaborativa	7
2.5 Differenze tra robot e cobot industriali	8
2.6 Interesse nella ricerca	9
2.7 Interesse nel mercato	11
2.8 Universal Robots	13
3. ANALISI DELLA LETTERATURA	14
3.1 Sicurezza	16
3.2 Task allocation.....	19
3.3 Comunicazione	22
3.4 Fattore umano.....	24
3.5 Programmazione e design.....	27
3.6 Controllo della qualità	29
Sfide nell'adozione della robotica collaborativa nel controllo di qualità	32
3.7 Conclusioni	34
3.8 Classificazione degli articoli.....	35
4. CASO STUDIO	48
4.1 Design of Experiments	48
Full Factorial Design	50

4.2	Variabili in Input	53
4.3	Variabili di risposta	54
4.4	Scomposizione in task	55
4.5	Applicazione DOE al caso di studio	62
4.6	Caso semplice	64
4.7	Caso complesso	65
4.8	Questionario sulla qualità dell'interazione	67
5.	CONCLUSIONI.....	70
	BIBLIOGRAFIA.....	72

1. INTRODUZIONE

La robotica collaborativa è un settore che ha subito un forte sviluppo e crescita nell'ultimo decennio. I robot collaborativi, chiamati anche “*cobot*”, permettono un'interazione diretta tra operatori umani e robot, superando così la classica divisione del lavoro, ancora oggi prevalente nelle fabbriche, che richiede che i robot siano confinati in gabbie di sicurezza lontano dai lavoratori (Villani, Pini, Leali, & Secchi, 2018). Essi, infatti, segnano un allontanamento dai tradizionali robot industriali che funzionano separati dai loro collaboratori umani.

Come dimostrato da Michalos et al. (2014), la collaborazione tra uomo e robot comporta significativi risparmi in termini di produttività (17% di riduzione del tempo del ciclo di lavoro) e condizioni di lavoro dell'operatore migliori (25% di compiti in meno e minor richiesta fisica).

Si prevede che il mercato dei robot collaborativi subisca una crescita dai 981 milioni di dollari nel 2020 ai 7.972 miliardi di dollari entro il 2026. A differenza dei robot industriali tradizionali, i robot collaborativi forniscono un ROI veloce (a partire da 6 mesi in molti casi), di cui beneficiano sia le PMI che le grandi aziende. Questo è uno dei driver principali per la sua adozione. In contemporanea, le aziende emergenti che offrono cobot a basso costo e la loro crescente accessibilità, sta portando a una maggiore adozione tra le varie industrie (MarketsandMarkets, 2020).

Negli ultimi anni, le pubblicazioni inerenti all'interazione uomo-robot stanno aumentando in modo esponenziale, pertanto questo elaborato vuole fornire una panoramica sulla letteratura e lo stato dell'arte della robotica collaborativa negli ultimi anni.

Una prima importante revisione della letteratura sull'interazione tra uomo e robot è fornita da Tsarouchi et al. (2016) che svolge una revisione critica sulle questioni legate all'HRI (*Human-Robot Interaction*), concentrandosi sulla pianificazione dei compiti, la coordinazione e la programmazione intuitiva dei robot.

In seguito, Hentout et al. (Hentout et al., 2019), hanno condotto una revisione della letteratura, specificatamente alla robotica collaborativa. Le pubblicazioni prese in esame coprono gli anni tra il 2008 e il 2017, distinguendo le applicazioni in sette categorie e sottocategorie, in particolare: progettazione hardware e software, sicurezza, interazione cognitiva, tipo di programmazione, tolleranza all'errore, task-allocation e, infine, realtà aumentata & realtà virtuale.

Dobra and S. Dhir (2020) fanno una revisione della letteratura analizzando le pubblicazioni tra il 2014 e il 2019 che categorizzano in: collaborazione, aspetto umano, complessità, programmazione, sicurezza, collisione e istruzione del sistema robotico.

Sebbene vi sia comunque una strana, ma distinta mancanza di revisioni della letteratura sul tema della robotica collaborativa (Knudsen & Kaivo-Oja, 2020), nell'ultimo periodo queste ultime stanno gradualmente aumentando.

In questo elaborato si vuole, quindi, fare una revisione sistematica degli aspetti principali della collaborazione tra uomo e robot con un focus sull'applicazione in ambito manifatturiero, esaminando lo sviluppo di nuove applicazioni nell'automazione dell'assemblaggio e nell'ambito del controllo della qualità.

2. ROBOTICA COLLABORATIVA

2.1 I robot nella produzione industriale

La robotica industriale è un settore in forte sviluppo, che vede l'utilizzo di sistemi automatici come parte integrante della produzione industriale. Il sistema di automazione sostituisce l'uomo nella catena di montaggio, compiendo sempre lo stesso lavoro ad un ritmo costante e migliorando la velocità e la qualità della produzione, Figura 1.



Figura 1 - Linea di produzione con robot in gabbia

Il primo esempio di robot industriale azionato da un motore elettrico è stato realizzato nel 1937 da "Bill" Griffith P. Taylor, ma solo nel 1954 compare il primo brevetto per un robot industriale moderno (brevetto ottenuto poi nel 1961).

I robot industriali tradizionali possono eseguire i compiti per cui sono programmati in modo continuo e con livelli di precisione, velocità e ripetibilità impossibili da raggiungere per gli uomini. Tuttavia, questi mancano di versatilità e non possono adattarsi in modo efficiente ad ambienti di lavoro dinamici o a cambiamenti nella produzione, sono quindi inadatti per piccoli lotti di produzione. Al contrario, i lavoratori umani hanno un'innata flessibilità e capacità di adattarsi agli imprevisti e di mantenere forti capacità decisionali anche in ambienti dinamici e complessi (Villani, Pini, Leali, & Secchi, 2018).

2.2 Relazione tra uomo e robot

I diversi sistemi ibridi uomo-robot sono stati suddivisi in varie sottocategorie in base a quattro criteri principali (Hentout et al., 2019):

- **Spazio di lavoro:** l'uomo e il robot lavorano nella stessa area di lavoro, senza recinzioni fisiche o virtuali di separazione (Kragic et al., 2018; L. Wang et al., 2019);
- **Tempo di lavoro:** è definito come il tempo in cui il partecipante lavora all'interno dello spazio di lavoro;
- **Obiettivo:** ogni entità della squadra che interagisce ha un obiettivo da raggiungere. Ad esempio, nell'assemblaggio lo scopo è quello di calcolare un ordine di operazioni che riunisca le singole parti in modo che appaia un nuovo prodotto (Zhu & Hu, 2018);
- **Contatto:** poiché l'uomo e il robot condividono lo stesso spazio di lavoro, nel caso di lavoro condiviso possono entrare in contatto l'uno con l'altro sia occasionalmente o per caso, sia di proposito.

In base a questi quattro criteri, il tipo di interazione tra uomo e robot, **HRI** (*Human-Robot Interaction*), può essere classificata in tre livelli principali (Hentout et al., 2019; L. Wang et al., 2019).

Coesistenza (*HRCx - Human Robot Coexistence*): chiamata anche *coazione*, è definita come la capacità di condividere lo spazio di lavoro dinamico tra esseri umani e robot, che operano su compiti sia diversi tra loro, sia che non richiedono contatto reciproco o collaborazione di azioni. Generalmente, questa interazione si limita semplicemente ad evitare le collisioni.

Cooperazione (*HRCp - Human Robot Cooperation*): agisce a un livello più alto rispetto alla HRCx. In questo caso, l'uomo e il robot lavorano allo stesso scopo e soddisfano i requisiti di tempo e spazio, contemporaneamente. Le parti possono condividere uno spazio di lavoro parzialmente sovrapposto, anche se il contatto diretto non è tipico tra loro. Infatti, possono lavorare simultaneamente, ma tendenzialmente devono aspettare la disponibilità dell'altro o degli altri agenti. La collaborazione richiede quindi tecnologie avanzate e molte più tecniche di rilevamento per rilevare ed evitare le collisioni.

Collaborazione (*HRC - Human Robot Collaboration*): è l'attività congiunta tra esseri umani e robot in uno spazio di lavoro condiviso, con l'obiettivo preciso di realizzare *insieme* una serie di compiti di lavoro. Richiede tipicamente un'attività coordinata e sincrona da parte di tutte le parti ed è permesso anche il contatto fisico. In ogni caso, la collaborazione

presuppone un'attività congiunta, orientata alla realizzazione dell'obiettivo, delle parti che condividono le loro diverse capacità, competenze e risorse.

L'interazione uomo-robot è un campo di studio dedicato alla comprensione, alla progettazione e alla valutazione di sistemi robotici da usare da o con gli esseri umani (Vicentini, 2020).

L'HRI affronta i problemi relativi ai diversi modi di interagire con i robot e la loro applicazione. Nel corso degli anni, i robot sono stati impiegati in vari domini, come la produzione, la sanità e lo spazio, dove a seconda della necessità dell'intervento umano, si possono stabilire diversi tipi di interazione.

D'altra parte, i robot completamente automatizzati, come i robot industriali, possono non coinvolgere l'intervento umano durante le loro operazioni. La collaborazione tra uomo e robot si può considerare come un sottocampo dell'HRI, infatti permette questo tipo di rapporto. Una delle principali sfide dell'HRC è quella di creare robot che permettano una collaborazione sicura e naturale con gli esseri umani.

2.3 L'industria 4.0 e la *Smart Factory*

Con l'espressione "Industria 4.0" si fa riferimento alla quarta rivoluzione industriale. Le tre precedenti rivoluzioni hanno avuto origine a distanza di meno di un secolo l'una dall'altra.

La **prima rivoluzione industriale** ha avuto origine in Inghilterra, tra la seconda metà del Settecento e la prima metà dell'Ottocento e ha prodotto grandi cambiamenti epocali, quali: l'utilizzo delle macchine per lavori normalmente eseguiti dall'uomo e la nascita della macchina a vapore, che ha rivoluzionato completamente il mondo dei trasporti.

Alla fine del XIX secolo, le innovazioni esportate dall'Inghilterra si sono diffuse in tutta l'Europa, il quale è riuscita a consolidare ulteriormente il proprio dominio sul mondo. È a questo periodo che si assegna il nome di **seconda rivoluzione industriale**, caratterizzata dall'introduzione dell'energia elettrica, da un cambiamento radicale del sistema economico, e che ha visto lo sviluppo e la dominazione del sistema capitalista industriale.

Nell'ultimo secolo si è avviato il processo che ha portato all'era della globalizzazione, il quale spesso viene fatta corrispondere alla **terza rivoluzione industriale**. Essa è stata

contraddistinta dalla nascita del computer e dalla rete Internet che, tra le altre cose, ha rivoluzionato le modalità di comunicazione.

Ad oggi, l'ultimo passaggio dell'industrializzazione si fonda su un mix tecnologico di automazione, digitalizzazione, connessione e programmazione, la cui conseguenza è un cambio totale dei paradigmi tecnologici e culturali. È a questo che si fa riferimento quando si utilizza l'espressione "**Industria 4.0**", definita così per la prima volta nel 2011 alla fiera di Hannover, in Germania.

Lo sviluppo dell'Industria 4.0 ha favorito la crescita della conoscenza e la diffusione della robotica industriale anche presso le aziende di minori dimensioni. In effetti, con l'ampio sviluppo tecnologico al quale si assiste giorno dopo giorno, i sistemi di automazione all'avanguardia stanno conquistando consensi sia per aumentare l'efficienza nella produzione, sia per sviluppare nuovi percorsi di business.

La *Smart Factory*, o fabbrica intelligente, nasce proprio dai principi dell'Industria 4.0, che sta trasformando radicalmente le aziende manifatturiere di tutto il mondo, portandole verso la digitalizzazione produttiva grazie a sistemi di lavorazione automatizzati e intelligenti.

Nelle "Aziende Intelligenti", la produzione richiede risposte rapide e proattive alle richieste sempre più mutevoli dei consumatori (El Zaatari et al., 2019). Ciò ha portato a una tendenza alla personalizzazione di massa, in cui alcuni aspetti del prodotto sono personalizzati per soddisfare le esigenze dei singoli clienti. I produttori, inoltre, hanno bisogno di migliorare continuamente la sostenibilità, l'efficienza produttiva e la qualità durante tutto il ciclo di vita del prodotto per assicurarsi il vantaggio competitivo.

2.4 La robotica collaborativa

Una delle ultime introduzioni all'interno delle fabbriche 4.0 è il robot collaborativo, anche detto "*cobot*".

I robot collaborativi compaiono per la prima volta nel 1996 grazie a J. Edward Colgate e Michael Peshkin, professori alla Northwestern University. Il brevetto statunitense, depositato nel 1997, descrive i cobot come "*un apparato e un metodo per l'interazione fisica diretta tra una persona e un manipolatore controllato da un computer*".

L'idea centrale della robotica collaborativa è quella di assistere l'uomo nell'eseguire azioni in spazi di lavoro condivisi, al fine di migliorarne l'utilità. I benefici si hanno sia dal punto

di vista dell'ergonomia cognitiva e fisica, sia dai fattori di produttività, che evidenziano migliore flessibilità dell'organizzazione dei flussi di lavoro, qualità superiore e tracciabilità delle operazioni che non possono essere completamente raggiunte da operazioni manuali (Vicentini, 2020; T. Wang et al., 2020). La condivisione dello spazio, rende fondamentale sviluppare modelli digitali di ogni agente, umano o robot, che prende parte al processo di produzione. Tracciare le attività umane e prevedere l'istante migliore in cui il robot dovrebbe essere disponibile per dare assistenza sono prerequisiti cruciali per una collaborazione fluida (Zanchettin et al., 2018), anche se complessi da implementare (Gualtieri et al., 2020).

I cobot industriali sono utilizzati per adempiere a compiti ripetitivi o a faticosi per l'uomo, come la manutenzione delle macchine o la pallettizzazione e, nel frattempo, il lavoratore umano esegue compiti manuali di valore superiore a monte o a valle. Inoltre, i cobot eseguono le azioni nello stesso modo dell'uomo, ma ad alta velocità ed efficienza.

2.5 Differenze tra robot e cobot industriali

I robot collaborativi segnano un allontanamento dai tradizionali robot industriali che funzionano separati dai loro collaboratori umani (Knudsen & Kaivo-Oja, 2020). Essi permettono l'interattività diretta e sicura con operatori umani, superando così la divisione classica del lavoro, ancora oggi prevalente nelle fabbriche, che impone ai robot di essere confinati in gabbie di sicurezza lontano dai lavoratori umani.

La robotica collaborativa combina i vantaggi dell'automazione con la flessibilità e le abilità cognitive dei lavoratori umani (Villani, Pini, Leali, & Secchi, 2018). I robot industriali tradizionali, infatti, possono eseguire i compiti per cui sono programmati in modo continuo e con livelli di precisione, velocità e ripetibilità impossibili da raggiungere per gli uomini, tuttavia, siccome sono poco elastici e adattabili, sono inadatti per piccoli lotti di produzione. Al contrario, i lavoratori umani hanno un'innata flessibilità e capacità di adattarsi agli imprevisti e di mantenere forti capacità decisionali anche in ambienti dinamici e complessi.

La differenza principale che separa entrambi i robot, collaborativo e tradizionale, è che quest'ultimo funziona in modo massiccio e solitamente viene mantenuto in una posizione fissa. Il cobot, infatti, è leggero (Vicentini, 2020) e occupa poco spazio, il che permette di collocarlo facilmente in luoghi diversi.

I cobot, inoltre, non necessitano di ingegneri specializzati esperti per programmare il robot, poiché le istruzioni devono essere esplicite e orientate ad un movimento fluido e dinamico (Villani, Pini, Leali, Secchi, et al., 2018). La tecnologia di oggi ci dà la possibilità di programmarli in modo semplice e intuitivo, in modo che la maggior parte degli operatori che lavorano con loro possano dare le relative indicazioni.

Un altro aspetto fondamentale è la sicurezza. I moderni robot non necessitano di recinzioni di protezione, poiché sono dotati di sensori che li fanno fermare automaticamente se rilevano un elemento estraneo o un'ostruzione; ciò gli permette di lavorare contemporaneamente agli umani, nello stesso spazio di lavoro.

2.6 Interesse nella ricerca

Il crescente interesse della ricerca scientifica per la robotica collaborativa è dimostrato dall'elevato numero di pubblicazioni degli ultimi anni, Figura 2. La principale fonte utilizzata è il database internazionale di pubblicazioni accademiche Scopus. È stata effettuata una ricerca della letteratura nel database utilizzando le chiavi di ricerca "collaborative robot*" o "cobot" che appaiono nel titolo, nell'abstract o nelle keywords

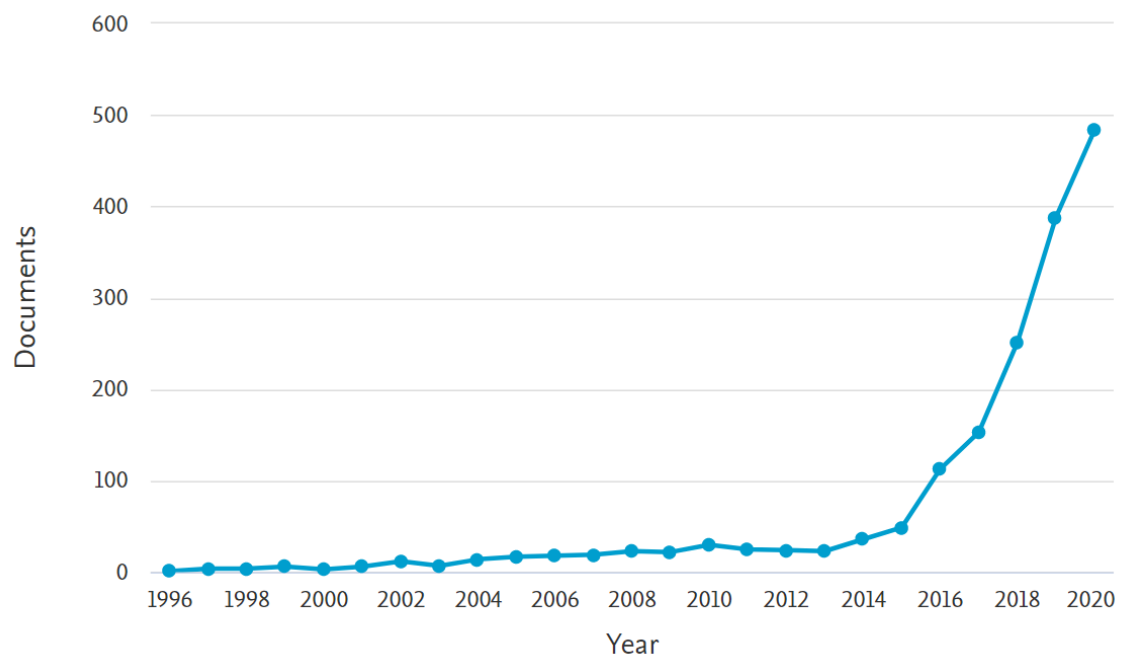


Figura 2 - Pubblicazioni per anno - Scopus (giugno 2021, l'anno 2021 è stato omissso perché ancora da concludersi)

delle pubblicazioni. La ricerca della letteratura ha fornito un totale di 1932 articoli sui cobot al 07 giugno 2021.

L'interesse sulla robotica collaborativa è condiviso a livello mondiale, Figura 3, e vede al primo posto per numero di pubblicazioni gli Stati Uniti. L'Europa rimane comunque tra i continenti più coinvolti nella robotica collaborativa, in quanto i più grandi produttori si trovano in questo continente. La prima azienda ad introdurre i cobot sul mercato, infatti, è stata la Universal Robot nel 2008, un'azienda fondata in Danimarca nel 2005.

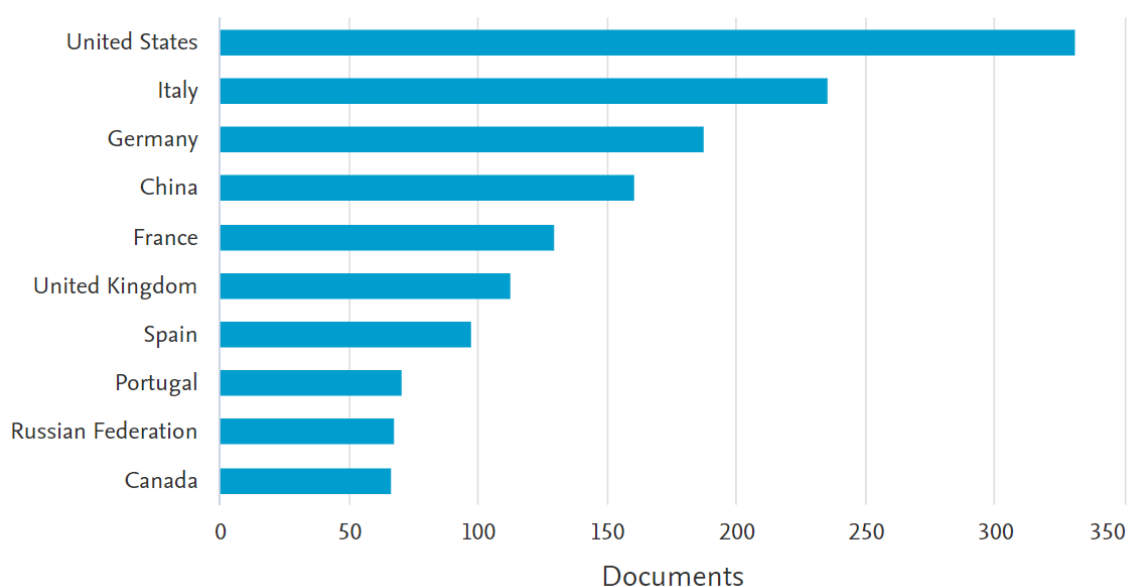


Figura 3 - Pubblicazioni per paese o territorio - Scopus (giugno 2021)

La maggior parte delle pubblicazioni in questo ambito appartengono al settore dell'Ingegneria (35,3%), seguite da Computer Science (33,6%) e Mathematics (11,0%), mentre le restanti sono al di sotto del 3,5%.

Inoltre, è interessante notare che la tipologia prevalente è il Conference Paper (più del 50%) rispetto agli articoli su rivista (35,4%). Questo può essere dovuto al fatto che l'argomento della robotica collaborativa è molto recente e gli studi in merito sono ancora agli inizi. Il processo di revisione degli articoli di conferenza, inoltre, è molto più breve di quello degli articoli su rivista, i quali possono avere un programma di revisione a rotazione distinto in più fasi (tipicamente limitate a tre) a differenza del semplice rifiutato/accettato del Conference Paper.

2.7 Interesse nel mercato

La dimensione del mercato globale dei cobot industriali era di 0,65 miliardi di dollari nel 2018 e le previsioni per il futuro sono molto fiduciose.

Secondo MarketsandMarkets (2020) il mercato della robotica collaborativa raggiungerà i 7.972 miliardi di dollari entro il 2026, Figura 4, mentre Chhabra et al. (2020) stimano, ancor più ottimisticamente, che raggiungerà 12,48 miliardi di dollari entro lo stesso anno, aumentando il Tasso Annuo di Crescita Composto (**CAGR**, *Compound Annual Growth Rate*) del 44,8% dal 2019 al 2026.

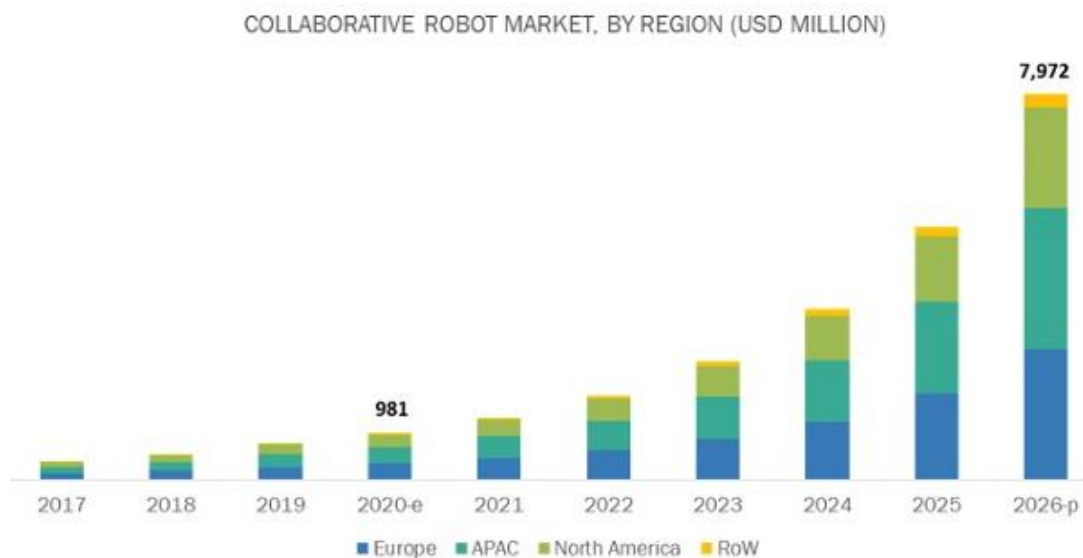


Figura 4 - Stima divisa per Region di crescita del mercato dei robot collaborativi (USD Million) - MarketsandMarkets

Il mercato dei cobot industriali è segmentato in base all'applicazione, all'utente finale e alla regione. Sulla base dell'**applicazione**, il mercato è categorizzato in movimentazione dei materiali, manutenzione delle macchine, test/ispezione, lavorazione a valore aggiunto e trasporto.

Gli **utenti finali** di questi robot collaborativi appartengono ai settori automotive (Müller et al., 2014), elettronica, cibo e bevande (Accorsi et al., 2019), produzione (Dalle Mura & Dini, 2019; El Makrini et al., 2017; Tsarouchi et al., 2017), sanità e altri (Landi et al., 2018).

Per quanto riguarda la **regione**, il mercato è suddiviso in Nord America, Asia-Pacifico e Europa, continua a guidare il business dei robot collaborativi come spiega Bogue (2016) nel suo articolo *“Europe continues to lead the way in the collaborative robot business”*, Figura 5.

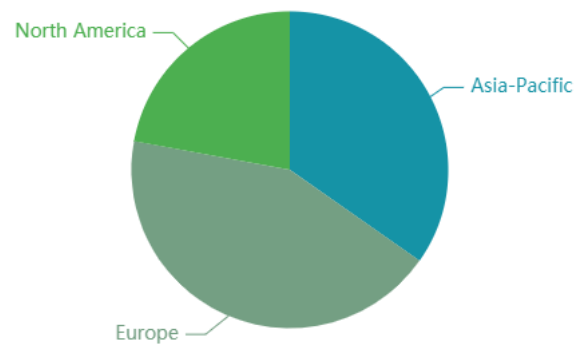


Figura 5 - Quote di mercato della robotica collaborativa per Region - Statzon

Le principali aziende sul mercato sono Universal Robots (Danimarca), Techman Robot (Taiwan), FANUC (Giappone), KUKA (Germania), Doosan Robotics (Corea del Sud), AUBO Robotics (USA), ABB (Svizzera), YASKAWA (Giappone), Precise Automation (USA), Rethink Robotics (USA). Oltre a queste, Automata (Regno Unito) e Productive Robotics (USA) sono tra le poche aziende emergenti nel mercato dei robot collaborativi (MarketsandMarkets, 2020).

Universal Robots rimane il più grande attore del mercato dei robot collaborativi, con una quota di mercato di circa il 50% del mercato globale (Knudsen & Kaivo-Oja, 2020), Figura 6.

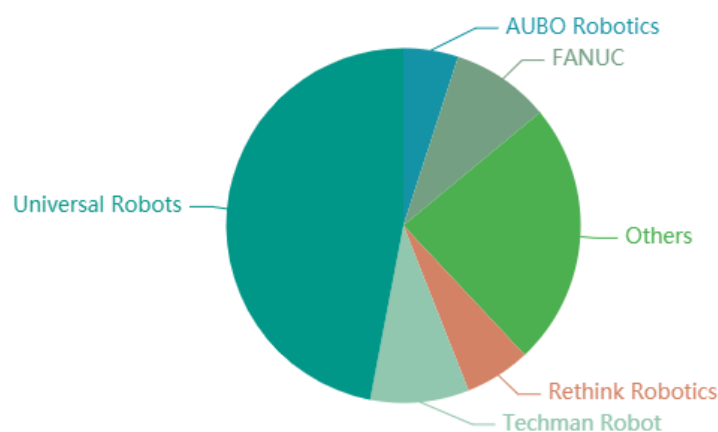


Figura 6 - Quote di mercato della robotica collaborativa per produttori - Statzon

2.8 Universal Robots

Fondata nel 2005, Universal Robots sviluppa e produce robot collaborativi per automatizzare e ottimizzare i processi industriali ripetitivi. L'azienda ha raccolto la sua fase iniziale di finanziamento da Syddansk Innovation (Danimarca). Successivamente è stata acquisita dal produttore di apparecchiature automatizzate, Teradyne Inc. (USA), nel giugno 2015. La società danese ha venduto il primo robot collaborativo commerciale al mondo nel dicembre 2008 e ha registrato un tasso di crescita del 72% nel 2017 (Knudsen & Kaivo-Oja, 2020).

Universal Robots sviluppa esclusivamente robot collaborativi, e il suo portafoglio di prodotti comprende i bracci robotici *UR3*, *UR5*, *UR10*, che prendono il nome dalla loro capacità di carico utile in chilogrammi e, dal 2018, anche la nuova serie premium *e-SERIES*, che fornisce miglior ripetibilità grazie a un sensore di forza/coppia incorporato nell'utensile, Figura 7.



Figura 7 - Esempi di bracci robotici prodotti da Universal Robots

Le principali applicazioni di questi robot includono il pick and place (Pichler et al., 2017), lo stampaggio a iniezione, l'imballaggio, la pallettizzazione, l'ispezione della qualità (Müller et al., 2014), l'avvitamento, la lucidatura, la manutenzione delle macchine, lo stampaggio a iniezione, l'analisi di laboratorio, i test, l'incollaggio, la verniciatura e la saldatura.

3. ANALISI DELLA LETTERATURA

L'obiettivo di questo elaborato è quello di presentare diversi aspetti della collaborazione uomo-macchina analizzando lo stato della ricerca attuale nel contesto dell'ambiente manifatturiero. Al fine di valutare lo stato dell'arte della collaborazione uomo-macchina è stata condotta una revisione sistematica della letteratura che valuta un periodo di otto anni tra il 2014 e il 2021. Infatti, l'uso industriale più ampio dei cobot è iniziato nel 2014-2015 (Bogue, 2016). Nel periodo preso in esame, il numero di utenti attivi è aumentato e il mondo accademico ha avuto il tempo di ricercare le tendenze ed esaminare l'impatto. La copertura delle principali applicazioni dei cobot che collaborano con umani richiede database ricercabili pertinenti come risorsa.

Le fonti di indagine di questo elaborato sono state i seguenti motori di ricerca:

- *Scopus* (www.scopus.com);
- *IEEE Xplore* (www.ieeeexplore.com);
- *ScienceDirect* (www.sciencedirect.com).

Poiché le banche dati di cui sopra coprono adeguatamente i risultati rilevanti dalle riviste accademiche, i motori di ricerca come Google Scholar non sono stati utilizzati.

Questo elaborato si concentra sull'implementazione del sistema di cooperazione uomo-robot dal punto di vista della produzione. Gli articoli relativi all'applicazione nell'ambiente di produzione riguardano la collaborazione, le caratteristiche di sicurezza, la prevenzione delle collisioni, gli aspetti umani, la programmazione e la suddivisione del lavoro in squadra.

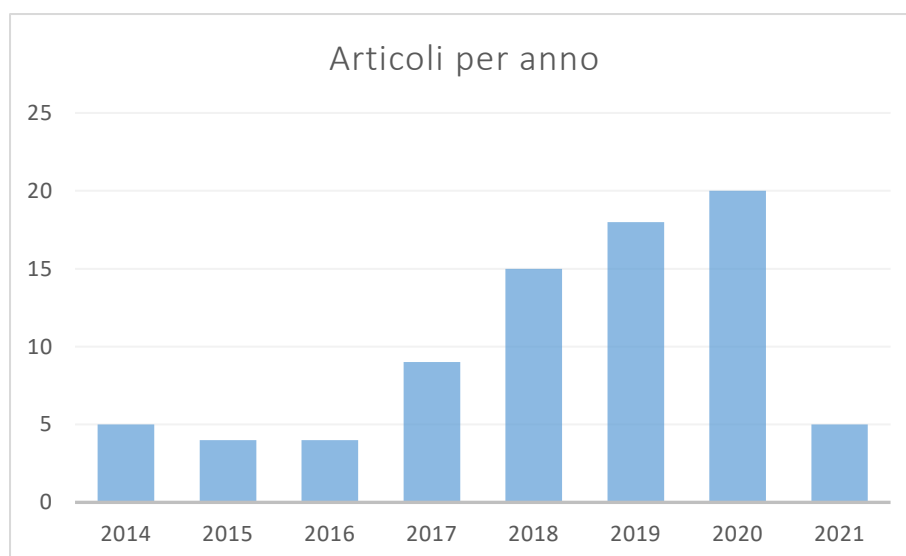


Figura 8 - Suddivisione articoli per anno (2014-2021)

Le ricerche sono state effettuate fino a giugno 2021 e, per ridurre il numero di pubblicazioni, sono stati applicati i seguenti criteri di inclusione ed esclusione:

I criteri di inclusione degli articoli sono i seguenti:

- ❖ articoli pubblicati dal 2014 al 2021;
- ❖ ricerche in ambito manufacturing;
- ❖ parole di ricerca presenti nel titolo, nell'abstract o come parole chiave ("collaborative robot", "cobot", "human-robot collaboration", "human-machine collaboration");

I criteri di esclusione degli articoli sono i seguenti:

- ❖ lingue diverse dall'inglese;
- ❖ articoli scientifiche da riviste non famose/scientifiche o estratti di libri/tesi;

L'applicazione di questi criteri ha prodotto una quantità di 80 articoli, che sono stati esaminati per il loro contenuto e assegnati a diverse categorie di conseguenza,
Classificazione degli articoli

Tabella 2. L'anno di pubblicazione dimostra un andamento sempre più crescente del volume (per l'anno 2021 il numero di pubblicazioni è da considerare solo sui primi mesi),
Figura 8.

Le classificazioni trovate sono: sicurezza, fattore umani, programmazione e design, comunicazione, task allocation e controllo della qualità, vedi paragrafo 3.8.

Di seguito è riportata un'immagine che mostra la classificazione degli articoli per argomento, Figura 9. Alcuni articoli sono risultati inerenti a più di un argomento.

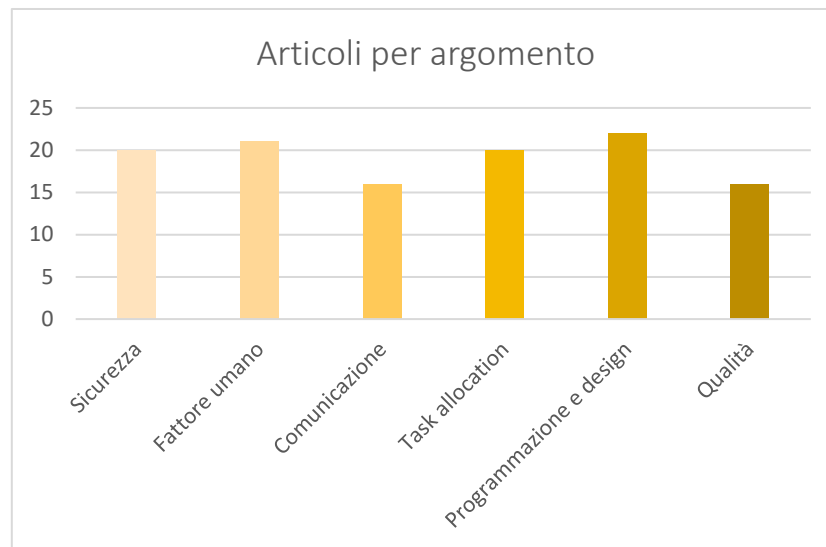


Figura 9 - Classificazione articoli per argomento

3.1 Sicurezza

Le esigenze di garanzia della sicurezza si sono evolute nel tempo dalla separazione uomo-robot per una collaborazione non sincronizzata, alla coesistenza uomo-robot per una collaborazione sincronizzata in uno spazio di lavoro condiviso (Bi et al., 2021). Vi è, quindi, la necessità di migliorare la consapevolezza della sicurezza del sistema, andando oltre i tradizionali metodi di monitoraggio della velocità e della distanza, inserendo sia sensori di pressione dell'aria, sia implementando funzioni di limitazione della forza e della potenza basata sull'intelligenza artificiale (Papanastasiou et al., 2019).

La tecnologia e la standardizzazione della sicurezza vengono discusse secondo i principi della stima del rischio e le strategie tipiche per la riduzione di esso, adattandole a diverse classi di sistemi robotici (Vicentini, 2020).

Realyvásquez-Vargas et al. (2019) presentano un progetto sviluppato in un'azienda manifatturiera, dove propongono l'implementazione di un robot collaborativo per ridurre l'incidenza dei rischi professionali tra i dipendenti di una stazione di montaggio, aumentandone la sicurezza e migliorando le prestazioni dell'intera linea. I risultati hanno rivelato che il robot collaborativo libera i dipendenti da potenziali rischi professionali.

Secondo Ionescu et al. (2020), per rendere l'automazione industriale HMI più affidabile e versatile, gli algoritmi di riconoscimento dei pattern visivi implementati negli strumenti di automazione GUI (*Graphical User Interface*) esistenti devono essere aumentati da indicatori di fiducia e meccanismi di gestione dei guasti che possano fornire una gestione degli errori in caso di interpretazioni errate dei pattern visivi sullo schermo. Gli autori hanno introdotto una nuova architettura implementata su un robot UR5 in cinque casi d'uso la quale ha dimostrato il potenziale per beneficiare principalmente in tre tipi di organizzazioni: fabbriche, piccole aziende manifatturiere e makerspace pubblici.

Attualmente nel *Robot Operating System (ROS)* vi sono alcune vulnerabilità gravi inerenti alla sicurezza, quali:

- dei dati da nodi non autorizzati che possono essere utilizzati per il reverse engineering dei processi di produzione;
- la pubblicazione non autorizzata che può causare l'inserimento di informazioni false nell'applicazione robotica.

Dieber et al. (2016) presentano un'architettura che evita queste vulnerabilità: in primo luogo, installando chiavi di crittografia specifiche consegnate solo ai moduli applicativi autorizzati e, in secondo luogo, verificando che ogni messaggio sia stato criptato usando una chiave valida.

Liu e Tomizuka (2014) sfruttano l'apprendimento online del comportamento umano ad anello chiuso: il robot capisce il comportamento dell'uomo e agisce di conseguenza rispettando i vincoli di sicurezza. Ad esempio, se l'uomo si trova per errore nello spazio in cui il robot dovrebbe svolgere la sua task, il robot esegue l'obiettivo successivo; se, invece, l'uomo si avvicina al robot, quest'ultimo si sposta e attende di poter eseguire la sua task.

La sicurezza di un dato compito può anche essere stimata rapidamente offline, valutando gli elementi di base dei componenti del sottocompito (Marvel et al., 2015). Questa stima viene fatta grazie all'utilizzo di database con classificazioni di tipologie di compiti simili tra loro.

In un articolo viene proposta e progettata una pelle tridimensionale e flessibile con l'obiettivo di migliorare le prestazioni di sicurezza del robot collaborativo (Pang et al., 2018). Al robot *YuMi* è stato, infatti, applicato un film protettivo nanocomposito-piezoresistivo che lo ha dotato di una percezione tattile come quello della pelle umana. I risultati degli esperimenti hanno mostrato che la pelle del robot può fornire un approccio efficiente per un'interazione uomo-robot naturale e sicura.

Per evitare le collisioni sono stati elaborati diversi metodi (Kallweit et al., 2016; Long et al., 2018).

Gli impatti accidentali si possono prevenire, ad esempio: utilizzando un algoritmo in un ambiente virtuale 3D e un sensore Kinect che studia i movimenti dell'uomo (Süto et al., 2017); calcolando la probabilità di intrusione della mano di un uomo (Kim et al., 2020); pianificando la traiettoria attraverso una funzione obiettivo composita (Rojas et al., 2020); utilizzando algoritmi che prevedono l'attività umana (Zanchettin et al., 2018); o, addirittura, adottando una collaborazione remota che segue il concetto dei sistemi cyber-fisici (H. Liu & Wang, 2020).

Long et al. (Long et al., 2018) definiscono un nuovo sistema di sicurezza per la coesistenza uomo-robot definito da tre modalità: una modalità **nominale**, una modalità di **coesistenza** e una modalità di **compensazione della gravità**. La transizione di modalità è attivata da tre laser, due dei quali sono collegati meccanicamente al robot. Questi scanner creano un involucro dinamico intorno al robot e permettono di rilevare la presenza dell'operatore o i cambiamenti ambientali. Il sistema proposto da Kallweit et al. (Kallweit et al., 2016) consiste in una telecamera RGBD per la sorveglianza dell'area di lavoro comune, un array di sensori ottici di distanza per compensare gli effetti d'ombra della telecamera RGBD e un telemetro laser per rilevare il collaboratore quando si avvicina alla cella di lavoro. Un primo prototipo della cella di lavoro mostra che con algoritmi avanzati dal campo della robotica mobile può essere realizzato un concetto di sicurezza molto flessibile: il robot

non si ferma semplicemente quando rileva una collisione, ma pianifica ed esegue un percorso alternativo intorno all'ostacolo.

In un articolo viene presentato *CobotSAM*, un assistente robotico human-aware progettato per consegnare parti a collaboratori umani che svolgono compiti di assemblaggio. Il robot è dotato di algoritmi per la previsione del movimento degli umani intorno a lui e di un algoritmo di pianificazione che sfrutta queste informazioni (Unhelkar et al., 2018). Gli autori dimostrano l'efficacia del sistema in un ambiente di prova BMW: il sistema mostra un comportamento anticipatorio e l'esecuzione dei compiti risulta sicura ed efficiente nonostante la condivisione dello spazio con gli esseri umani nella fabbrica.

Un software di interazione uomo-robot sicuro, basato su visione e tatto, è stato presentato da Bingol and Aydogmus (2020). Il software consiste di tre moduli: il modulo di **visione** che ha il compito di determinare se c'è una presenza umana e misurare la distanza tra uomo-robot; il modulo di **rilevamento del tocco** che percepisce se un umano tocca fisicamente il robot; e il modulo di **controllo** che regola la velocità operativa.

Kinugawa et al. (2017) propongono nel loro primo lavoro un sistema di pianificazione del movimento adattivo per un robot collaborativo per operare nei processi di assemblaggio. Questo sistema è stato perfezionato per completare il compito originale evitando il contatto con il lavoratore, il quale si muove irregolarmente nello spazio di lavoro (Kanazawa et al., 2019).

3.2 Task allocation

Mentre l'installazione dei robot collaborativi in un'azienda può dimostrarsi molto facile, trovare i compiti giusti da allocare e farne un uso efficiente delle loro capacità sembra essere una vera e propria sfida (Kadir et al., 2018).

L'architettura sviluppata da Murali et al. (2020) permette a un robot collaborativo di pianificare una sequenza ottimale di azioni, da eseguire sia dal robot che da un operatore umano, e di adattarsi reattivamente alle azioni umane impreviste in linea, permettendo un'interazione naturale e intuitiva. Attraverso la scomposizione di un compito in sottocomponenti, il processo di identificazione e valutazione dei rischi, l'assegnazione di ruoli e responsabilità e il suggerimento delle azioni per la riduzione del rischio possono essere eseguiti in modo efficiente tramite un software (Marvel et al., 2015).

Johannsmeier & Haddadin (2017) introducono una pianificazione a due strati, astrazione e allocazione, che fa una distinzione tra la squadra uomo-robot nel suo insieme, il singolo agente e la struttura di comando in tempo reale di quell'agente.

Weckenborg et al. (2020) hanno sviluppato un modello che decide sia l'assegnazione dei robot collaborativi alle stazioni sia la distribuzione del carico di lavoro ai lavoratori e ai partner robotici, con l'obiettivo di minimizzare il tempo di ciclo. Data l'alta complessità del problema, è stato utilizzato un algoritmo genetico ibrido che permette, con un basso sforzo computazionale, di proporre una varietà di configurazioni di sistema vantaggiose per i robot collaborativi che integrano i lavoratori nelle linee di assemblaggio manuale.

Gli studi vengono svolti utilizzando sistemi e piattaforme di diverso tipo, quali: il Dual-Arm Concept Robot o **DACR** (Ding et al., 2014); sistemi multi-robot multi-agente che minimizzano il costo e il tempo del processo (Boschetti et al., 2021; Malvankar-Mehta & Mehta, 2015; Tan et al., 2019); una piattaforma *XRob* per costruire modelli di interazioni uomo-robot flessibile e intuitivo (Pichler et al., 2017). Schmidbauer et al. (2020), invece, utilizzano un'applicazione sperimentale che include un software di assistenza ai lavoratori basato su **BPMN** (*Business Process Modeling Notation*) per la condivisione dei compiti.

In due studi consecutivi (Kanazawa et al., 2019; Kinugawa et al., 2017) viene sviluppato un sistema di pianificazione dei compiti collegato ad un sistema di generazione di traiettorie online. Sulla base della previsione probabilistica del movimento dell'operaio e dello schema dell'orizzonte in allontanamento per la pianificazione della traiettoria, il sistema di pianificazione del movimento proposto calcola una traiettoria ottimale che realizza simultaneamente la prevenzione delle collisioni e la riduzione del tempo di scarto.

La maggior parte delle analisi sono state svolte su sistemi di assemblaggio collaborativo (**CAS - Collaborative Assembly System**) sfruttando, ad esempio, le linee di assemblaggio di veicoli Volkswagen (Bänziger et al., 2018) o le celle di assemblaggio *legacy*, ovvero celle in cui non è possibile fare alcun cambiamento nel design del prodotto (Malik & Bilberg, 2019).

L'obiettivo del Task Allocation nelle linee di assemblaggio è quello di minimizzare (Dalle Mura & Dini, 2019):

- Costi della linea: valutati in base al numero di lavoratori e attrezzature sulla linea, compresi i robot collaborativi;
- Numero di lavoratori qualificati sulla linea;
- Varianza del carico energetico tra i lavoratori, calcolata in base al loro consumo di energia e quindi alle loro capacità fisiche e al loro livello di collaborazione con i robot.

I risultati delle diverse analisi mostrano, in generale, netti miglioramenti rispetto alle linee di lavoro tradizionali, senza i robot collaborativi. Ding et al. (Ding et al., 2014) ottengono, con l'aiuto del metodo di ottimizzazione sviluppato, una diminuzione del ciclo di produzione di circa il 28%. Tsarouchi et al. (Tsarouchi et al., 2017) dimostrano che, rispetto al caso dell'assemblaggio manuale, il tempo necessario a un umano per eseguire un compito insieme al robot collaborativo è ridotto del 78%. Infatti, gli operatori umani hanno la possibilità di lavorare in altri processi o anche nelle celle di assemblaggio vicine.

Il quadro di modularizzazione dei compiti proposto da Chen et al. (2021) indica una riduzione media del 75% del numero di iterazioni per raggiungere un tasso di successo del 60%, ovvero il numero di volte M_c in cui il robot può completare con successo il compito su M percorsi; ed un miglioramento del 50%-80% nell'efficienza di completamento dei compiti, rispetto all'algoritmo *Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG)*.

Quando però il robot è molto più lento dell'operatore umano, considerando la percentuale di allocazione dei compiti di assemblaggio ($a\%$) e dei componenti manipolati ($p\%$), è chiaro che la migliore allocazione è a bassi valori di $a\%$ (Faccio et al., 2019).

Bisogna, inoltre, ricordare che la robotica collaborativa non sempre è facile da introdurre in tutti i settori industriali. Infatti, nonostante l'industria alimentare sia un settore leader dell'economia europea, il livello di penetrazione dell'automazione è ancora basso. Le ragioni principali risiedono nel piccolo margine di profitto degli articoli alimentari che non incoraggia gli investimenti tecnologici. Accorsi et al. (2019) svolgono uno studio su un impianto di produzione alimentare per la progettazione e la valutazione di un layout automatizzato in grado di sostituire i compiti manuali e di scarso valore aggiunto. L'analisi

di fattibilità mostra come trarre vantaggio da questa metodologia e fornisce una nuova applicazione pratica nell'era dell'automazione della produzione e dell'industria 4.0.

3.3 Comunicazione

Fornendo ai robot la capacità di comprendere le azioni umane e le abilità comunicative, si possono costruire robot che collaborano e assistono gli umani nei compiti di assemblaggio (Kragic et al., 2018).

La programmazione e il controllo vocale dei robot esistono da almeno 20 anni, tuttavia, essi non sono ancora stati ampiamente adottati a causa dei tassi di errore di riconoscimento vocale relativamente alti. Oggi questo tasso di errore è inferiore al 5%, il che rende questa tecnologia più interessante per gli utenti che preferiscono la tecnica dell'apprendimento rispetto ad altre tecniche di programmazione (Ionescu et al., 2020).

I metodi di comunicazione tra l'operatore e il robot possono essere **verbali** (discorso) o non verbali (El Zaatari et al., 2019). La comunicazione **non verbale** include gesti, che possono essere manipolativi o comunicativi (L. Wang et al., 2019); sguardo; posa della testa; aptica e UI (*Interfaccia Utente*).

Gustavsson et al. (2018) suggeriscono nuove metriche per classificare le diverse tecnologie di comunicazione da utilizzare nelle applicazioni HRC. Principalmente si concentrano su tre caratteristiche: estensione d'uso, flessibilità e durata. L'estensione d'uso è misurata da quanti tipi di messaggi di comunicazione una tecnologia può essere usata (comando, dati, evidenziazione, dimostrazione, guida e messaggi di opzione). Le tecnologie di comunicazione sono inoltre classificate in indossabili, copertura limitata e uso manuale per migliorare ulteriormente il processo di selezione.

Sono stati discussi e proposti diversi metodi di comunicazione e interazione tra robot e umani, come: il linguaggio naturale (W. Wang et al., 2019); i gesti (Neto et al., 2018); il *Learning from Demonstration*, **LfD** (Zhu & Hu, 2018); le emozioni (Li et al., 2019); la risposta visiva alle domande tramite gemello digitale (T. Wang et al., 2020).

Due diversi studi dimostrano che la comunicazione può migliorare le relazioni con l'utente umano, riducendo lo stress e migliorando le prestazioni. Nel primo studio vengono analizzati i segnali visivi nelle interazioni uomo-robot, concentrandosi principalmente sulla robotica industriale (Domonkos et al., 2020); nel secondo viene proposta la segnaletica grafica statica, che dimostra un ottimo risultato in termini di riduzione dello stress dell'utente, con un conseguente aumento dell'accuratezza nel completamento dei compiti (Eimontaite et al., 2019).

Un approccio ontologico è stato utilizzato da Hovorushchenko et al. (2020). La struttura del sistema robotico cooperativo multifunzionale, basato sull'approccio ontologico, considera sia i cobot che gli esseri umani come attori dell'ambiente di produzione

cooperativa, per cui essi hanno accesso a tutti i compiti, messaggi e conoscenza congiunta del sistema robotico cooperativo multifunzionale.

Murali et al. (Murali et al., 2020) hanno sviluppato una architettura per la pianificazione dei compiti che utilizza un livello di comunicazione sub-linguistico orientato alla semantica, le cui informazioni correlate sono basate sul meccanismo di rappresentazione del compito sottostante.

Per quanto riguarda i dispositivi indossabili, Papanastasiou et al. (2019) utilizzano un'interfaccia utente avanzata per supportare l'operatore, che include comandi audio e aptici da una tecnologia di realtà aumentata.

I robot tradizionali sono difficili da controllare e utilizzano interfacce complesse. Secondo Mathewson & Pilarski (2016) la soluzione è l'utilizzo di robot semi-autonomi con segnali di feedback generati dall'uomo, che semplificano il controllo dell'utente. I risultati delle loro analisi dimostrano l'aumento delle prestazioni incorporando il feedback umano negli algoritmi esistenti, e mostrano che l'interazione umana può migliorare le prestazioni in compiti robotici complessi.

3.4 Fattore umano

Mentre i nuovi metodi computazionali hanno migliorato significativamente la capacità delle persone e dei robot di lavorare insieme in modo flessibile, c'è stato poco studio dei modi in cui i fattori umani influenzano la progettazione di queste tecniche computazionali (Gervasi et al., 2020; Gombolay et al., 2017). I disturbi muscoloscheletrici legati al lavoro (**WMSD** - *Work-related musculoskeletal disorders*), come ad esempio posture scomode, sforzi eccessivi e movimenti ripetitivi, sono uno dei principali problemi di salute sul lavoro. La migliore strategia per prevenirli si basa su interventi ergonomici (Colim et al., 2020). I robot collaborativi, sviluppati appositamente per svolgere compiti di produzione, sono una soluzione interessante sia ai problemi legati ai disturbi muscoloscheletrici (Realyvásquez-Vargas et al., 2019) mediante lo scambio di forza (Parastegari et al., 2018), sia a quelli legati al livello di stress dell'operatore (Bettoni et al., 2020; Domonkos et al., 2020; Eimontaite et al., 2019; Ender et al., 2019) che causa un deterioramento delle prestazioni (Landi et al., 2018).

L'articolo di Villani et al. (2018), infatti, sottolinea il fatto che la robotica collaborativa può ridurre il carico di lavoro fisico dell'operatore, ma devono essere tuttavia fornite interfacce facili da usare per la programmazione dei robot, in quanto i processi di programmazione complessi e lunghi non sono efficaci ed aumentano il tempo necessario per ogni cambiamento di produzione.

Inoltre, secondo lo studio di Lasota & Shah (2015), le persone che lavorano con i robot collaborativi ottengono benefici significativi sia in termini di fluidità del team umano-robot che di soddisfazione del lavoratore umano. I partecipanti che hanno eseguito l'esperimento insieme al cobot, infatti, hanno completato il compito più velocemente e si sono sentiti più sicuri e più soddisfatti come compagni di squadra rispetto ai partecipanti che hanno lavorato con il robot standard.

L'analisi di Nikolaidis et al. (2015) ha rivelato una relazione inversa tra l'autonomia del robot e la consapevolezza dei partecipanti sulle azioni della squadra. Questo indica che il desiderio di aumentare l'autonomia e di ottenere miglioramenti nelle prestazioni dei robot deve essere bilanciato con il rischio e i costi derivanti da una ridotta consapevolezza della situazione.

Whitsell & Artemiadis (2017) hanno testato le assegnazioni di ruolo in cui lo status di leader cambiava durante la collaborazione: umano contro robot leader. Questa collaborazione asimmetrica mette l'accento sulla responsabilità e sul controllo delle azioni: i soggetti hanno avuto successo al 100% nel completamento dei compiti e sono stati in grado di scambiare i ruoli di leader/follower con il robot in modo bidirezionale.

Bisogna comunque notare che, man mano che lo status del robot umanoide aumenta (subordinato, pari o supervisore), l'operatore umano si sente sempre meno responsabile delle prestazioni del compito; di conseguenza, egli tende ad attribuire il risultato più al robot e meno a se stessi (Lei & Rau, 2021).

In un caso di studio vengono presentate tecnologie di percezione e dispositivi indossabili che servono per immergere meglio gli operatori umani nel processo. Le interfacce intuitive distribuite su dispositivi indossabili intelligenti e sensori permettono: il supporto umano attraverso l'introduzione e la fornitura di informazioni relative al comportamento del robot; l'interazione diretta con il robot attraverso la guida manuale; e la possibilità di fornire feedback (Papanastasiou et al., 2019).

Per stabilire un rapporto, è essenziale che l'ascoltatore risponda all'emozione reattiva in un modo che abbia senso dato lo stato emotivo dell'oratore. Tuttavia, le interazioni uomo-robot generalmente falliscono in questo senso perché la maggior parte dei sistemi di dialogo parlato svolgono solo un ruolo di domanda-risposta. Puntando alla conversazione naturale, Li et al. (2019) esaminano un modulo di elaborazione delle emozioni che consiste in una funzione di riconoscimento delle emozioni dell'utente e una funzione di espressione reattiva delle emozioni per un sistema di dialogo parlato per migliorare l'interazione uomo-robot.

Un articolo propone uno strumento, l'**HFRL** (*Human Factors Readiness Level*), come nuovo approccio per provare a collegare i fattori umani chiave, identificati dai lavori empirici e teorici, al livello di prontezza tecnologica (**TRL** - *Technology Readiness Level*), ovvero alla scala che indica la maturità di una nuova tecnologia prima che quest'ultima possa essere utilizzata (Charalambous et al., 2017).

Secondo Rojas et al. (2020) la fluidità del movimento è legata allo stress cognitivo che una persona subisce quando interagisce con un robot, mentre la velocità è legata ai requisiti di sicurezza. Dato un tempo di esecuzione, gli autori hanno sviluppato un metodo per pianificare traiettorie sicure senza trascurare gli aspetti di ergonomia cognitiva e di efficienza produttiva. L'equilibrio tra queste due qualità è stato raggiunto attraverso una funzione obiettivo composita, e grazie al formalismo variazionale, è stata presentata una famiglia di traiettorie ottimali, così come una formulazione compatta per il problema di ottimizzazione.

Vollmer (2018) ha elaborato un questionario sulle paure degli umani rispetto all'intelligenza dei robot. Il risultato dello studio mostra che la principale paura e preoccupazione dei soggetti è la perdita di controllo.

È stato condotto un esperimento in cui i partecipanti hanno valutato il robot su una scala di fiducia e hanno deciso se utilizzare l'agente robotico o l'agente umano per completare un dato compito. I risultati hanno mostrato che gli utenti hanno scelto più spesso un robot per un compito pericoloso in cui è probabile la perdita di vite umane, citando la sicurezza come loro principale preoccupazione. Al contrario, gli utenti hanno scelto gli umani per il compito mondano del magazzino, citando principalmente ragioni finanziarie, in particolare la paura di perdere il lavoro e della perdita di reddito per il lavoratore umano (Sanders et al., 2019).

3.5 Programmazione e design

I processi di programmazione complessi e lunghi non sono efficaci e aumentano il tempo necessario per ogni cambiamento di produzione. Ne consegue che lo sviluppo e l'adozione di approcci di programmazione di robot semplici da usare sono essenziali per un uso efficace dei robot per le applicazioni industriali (Villani, Pini, Leali, Secchi, et al., 2018).

Con il rapido sviluppo della scienza e della tecnologia, l'applicazione dei robot collaborativi sta diventando sempre più diffusa. Tuttavia, il funzionamento preciso e la sicurezza durante il lavoro con gli esseri umani devono ancora essere migliorati (C. Liu & Tomizuka, 2014; Zanchettin et al., 2018). Lo studio di Lv & Qiao (2020) unisce l'informatica cognitiva e l'algoritmo **DBN** (*Deep-belief network*) per costruire un nuovo modello di sistema di informatica cognitiva basato su DBN, che viene applicato al sistema di controllo del robot collaborativo. I risultati mostrano che le prestazioni del nuovo modello **DBNLP** (*deep belief network and linear perceptron*) sono migliori di quelle degli algoritmi DBN e MLP (multilayer perceptron), il numero di compiti arretrati e le risorse da allocare così come il consumo di tempo sono minori, e la precisione è alta.

I sistemi spesso sono progettati per compiti abbastanza specifici e non offrono la possibilità di aggiornamenti successivi (per esempio l'aggiunta di nuovi o ulteriori sensori). Pertanto, l'obiettivo di Kroger et al. (2020) è stato lo sviluppo di una piattaforma (hardware e software) open source ed economica per applicazioni robotiche industriali come alternativa più veloce, flessibile e conveniente rispetto alle attuali soluzioni.

La crescente domanda di sistemi di produzione efficienti e flessibili porterà a una crescente implementazione della robotica in più campi dell'attività umana. Un'implementazione economica di HRC può avere successo solo se i costi specifici del prodotto sono ridotti e l'adattabilità a diversi scenari di produzione è possibile con un basso sforzo (Gerbers et al., 2016; Gervasi et al., 2020). L'apprendimento dalla dimostrazione (**LfD** – *Learning from Demonstration*) è un metodo che permette ai robot di eseguire autonomamente nuovi compiti senza la necessità che gli utenti sappiano programmare. Questo metodo, infatti, evita agli utenti di decomporre analiticamente e di programmare manualmente il comportamento desiderato, e permette al robot di adattare facilmente le proprie capacità a situazioni nuove (Kragic et al., 2018; Kyrarini et al., 2018; W. Wang et al., 2019; Zhu & Hu, 2018).

Un'altra soluzione alle interfacce complesse e ai robot difficili da programmare è il robot semi-autonomo (Mathewson & Pilarski, 2016). Il robot è comandato da segnali di feedback generati dall'uomo, che semplificano il controllo dell'utente e aumentano le prestazioni nei compiti robotici complessi.

Molte delle architetture proposte sono state implementate su linee di assemblaggio (El Makrini et al., 2017; Tan et al., 2019; Tsarouchi et al., 2017) o disassemblaggio (Gerbers et al., 2016; Huang et al., 2020). El Makrini et al. (El Makrini et al., 2017) propongono una nuova architettura per l'assemblaggio composta da quattro moduli: i moduli di riconoscimento del volto, dei gesti e del comportamento umano del robot sono usati per migliorare l'interazione uomo-robot, mentre il modulo di ispezione visiva è utilizzato per il controllo della qualità durante il processo di assemblaggio.

I sensori integrati sono una componente fondamentale di un robot collaborativo. Se questo tipo di automazione è in grado di operare gomito a gomito con gli addetti alla produzione, il merito è dovuto in gran parte al loro funzionamento. Infatti, grazie ad essi, il cobot si arresta quando incontra un ostacolo garantendo l'incolumità della persone che lavorano al suo fianco (Kallweit et al., 2016; Long et al., 2018) o è in grado di effettuare il passaggio di un oggetto (Parastegari et al., 2018).

Nell'analisi di Whitsell & Artemiadis (2017) viene presentato un controller che permette la cooperazione uomo-robot nello spazio cartesiano a sei *gradi di libertà (DOF)*. L'esperimento ha mostrato che i soggetti partecipanti hanno avuto successo al 100% nel completamento dei compiti e sono stati in grado di scambiare i ruoli di leader/follower con il robot in modo bidirezionale.

Bingol & Aydogmus (2020) hanno sviluppato un software per l'interazione tra uomo-robot basata su visione e tatto. Il software è composto da tre moduli che servono per controllare la presenza di umani, la distanza da essi e il livello di pericolo dell'impatto.

Il *Robot Operating System (ROS)* è un insieme di framework per lo sviluppo e la programmazione di robot (Dieber et al., 2016; Kallweit et al., 2016). Esso fornisce i servizi standard di un sistema operativo, come: astrazione dell'hardware, controllo dei dispositivi tramite driver, comunicazione tra processi, gestione delle applicazioni (package) e altre funzioni di uso comune. Kallweit et al. (2016) utilizzano il ROS per il rilevamento delle collisioni, la pianificazione del percorso, il controllo del robot e la previsione del comportamento dell'operatore.

3.6 Controllo della qualità

L'automazione delle operazioni in stazioni e linee di assemblaggio manuale è molto richiesta in modo che siano ridotti il tempo di lavorazione e lo stress ergonomico degli operatori, sia abilitata la tracciabilità delle operazioni eseguite e i livelli di qualità siano aumentati in termini di precisione e ripetibilità (Michalos et al., 2014).

I robot collaborativi, infatti, sono destinati a completare e aumentare le prestazioni degli operai in operazioni che sono manuali e faticose, e tuttavia difficili da automatizzare completamente a causa delle variazioni inerenti ai parametri di processo. Tra queste vi è l'**ispezione manuale**, il test o la misurazione dei prodotti, un compito noioso e tedioso che è altamente soggetto a errori (Lopez-Hawa et al., 2019; Rooker et al., 2014; Vojić, 2020). I cobot possono facilitare questo processo complesso consentendo una verifica visiva rapida (El Makrini et al., 2017), accurata e ripetibile delle parti lavorate o dei prodotti assemblati rispetto ai loro modelli CAD utilizzando telecamere ad alta risoluzione (Chen et al., 2021) aumentando così la percezione del robot (Papanastasiou et al., 2019).

Il controllo sistematico della qualità all'interno della robotica collaborativa è un nuovo settore di cui si sta iniziando a parlare negli ultimi anni. Infatti, combinando le abilità umane come la percezione e la destrezza, con la forza, la precisione (Jian et al., 2021) e la ripetibilità del robot si possono ottenere ottimi miglioramenti in termini di qualità (Michalos et al., 2014). Tuttavia, l'attuale incapacità dei cobot di riflettere e rilevare le anomalie li rende meno flessibili rispetto ai loro colleghi umani e potrebbe comportare una scarsa qualità del lavoro. Bisogna, quindi, sviluppare una procedura sistematica di controllo della qualità tramite l'utilizzo di sensori per ottenere un impatto positivo sulla qualità del lavoro svolto, riducendo gli scarti, i difetti del prodotto, i fermi macchina, il tempo perso per le attrezzature e la frustrazione dei lavoratori (Kadir et al., 2018; Kroeger et al., 2020).

Sulla piattaforma XRob proposta da Pichler et al. (2017) è stato implementato un sistema flessibile di ispezione della qualità che può essere potenziato con una varietà di sensori e telecamere (Syberfeldt & Ekblom, 2019) e che eredita capacità di configurazione intuitive. Lo scenario di coesistenza descrive un sistema di assistente robotico che si concentra sui compiti di controllo della qualità.

Esistono due tipologie di ispezioni: le ispezioni in-process e le ispezioni offline, Tabella 1.

Nell'**ispezione in-process** le unità sono ispezionate durante il processo di produzione, mentre nell'**ispezione offline** le unità sono ispezionate dopo che il processo di produzione è stato completato. I regimi di ispezione online tradizionali sono in genere più economici ed efficaci dei corrispondenti regimi di ispezione offline.

Tabella 1 - Articoli in ambito qualità, con distinzione tra ispezione in-process e offline, e relativa descrizione

TIPOLOGIA DI ISPEZIONE		DESCRIZIONE
IN-PROCESS	OFFLINE	
	<i>Muller et al.</i>	Il robot esegue un controllo di qualità sulla tenuta stagna degli autoveicoli dopo il test della pioggia effettuando fotografie agli interni. L'umano controlla le parti che il robot non riesce a controllare.
	<i>El Makrini et al.</i>	Per ridurre il carico cognitivo dell'umano, vengono messi nell'ordine corretto i componenti dell'assemblaggio e successivamente viene effettuato il controllo di qualità dal robot.
<i>Pichler et al.</i>		Processo di ispezione di qualità per i connettori delle spine dei generatori nei motori delle automobili, implementato utilizzando il sistema XRob.
	<i>Rooker et al.</i>	Il sistema d'ispezione deve controllare se l'assemblaggio contiene tutti i componenti, se il tipo corretto di componente è montato sull'assemblaggio e se i componenti sono nella loro posizione corretta.
<i>Kadir et al.</i>		Due robot lavorano insieme a un lavoratore umano su un processo di saldatura dei metalli: i cobot scelgono e posizionano le parti metalliche e le saldano insieme rispettivamente.
<i>Doltsinis et al.</i>		Struttura basata sull'apprendimento automatico del robot per l'identificazione in tempo reale di gruppi di scatto di successo (snap-fit).
	<i>Lopez-Hawa et al.</i>	Scanner di linea e piccoli robot collaborativi per automatizzare completamente il processo di ispezione dei pezzi, minimizzando i costi.
<i>Papanastasiou et al.</i>		Operazioni di pre-montaggio dell'armadio di un frigorifero che comporta la sigillatura dei rivestimenti interni in punti specifici, prima di chiudere l'armadio per il processo di schiumatura.
<i>Syberfeldt & Ekblom</i>		Il caso di studio si concentra su una stazione di assemblaggio dove bisogna applicare in modo corretto due stringhe di colla

		su un telaio per montare il coperchio del motore per evitare grossi problemi futuri.
	<i>Bettoni et al.</i>	La pressa di stampaggio produce il pezzo grezzo che deve essere lavorato per ottenere il pezzo finito. I robot aiutano l'uomo migliorando la qualità e facendo controlli sui pezzi finiti.
	<i>Chen et al.</i>	I cobot possono facilitare il processo di ispezione consentendo una verifica visiva rapida, accurata e ripetibile delle parti lavorate o dei prodotti assemblati rispetto ai loro modelli CAD utilizzando telecamere ad alta risoluzione.

Müller et al. (2014) hanno proposto un nuovo sistema di test collaborativo progettato per la linea di assemblaggio finale nel settore automotive. Il "*test di tenuta dell'acqua*" è spesso un fattore di costo significativo, in particolare per i produttori di automobili di alta qualità, a causa della sua natura ad alta intensità di lavoro: ogni veicolo viene bagnato e ispezionato **offline** manualmente per individuare eventuali perdite. Il nuovo approccio proposto vede l'utilizzo di un sistema robotico che aiuta l'operatore nell'ispezione, effettuando fotografie termografiche che vengono elaborate per localizzare la perdita. Tale ottimizzazione permette la collaborazione di robot e lavoro manuale e la quantità di lavoro può essere ridotta in modo flessibile a seconda della fase di produzione o del livello di qualità. I risultati ottenuti mostrano un potenziale risparmio annuale di circa il 30% dei costi.

L'introduzione di un cobot, proposta da Bettoni et al. (2020), in una linea di produzione di stampaggio a iniezione è stata vista come un miglioramento dall'azienda, grazie all'aumento della sicurezza e alla migliore gestione del processo, con un conseguente aumento complessivo dell'impegno lavorativo. In termini di produttività del processo sono stati pienamente soddisfatti diversi obiettivi, quali: aumento del numero di pezzi assemblati in ogni turno (+16%), riduzione dei costi operativi (-11,6%), controllo di qualità su tutti i pezzi (100%) e diminuzione dei problemi di qualità (-95%).

Brito et al. (2020) utilizzano un robot *UR3* e un sensore *Force Torque* per il controllo di qualità di un processo produttivo tramite un sistema intelligente che usa algoritmi di **RL** (*Reinforcement Learning*). Il sistema sviluppato permette l'insegnamento e il funzionamento dinamico e l'utente può interagire e cambiare velocemente il percorso.

Il meccanismo di bloccaggio di uno **snap-fit** avviene di solito all'interno della struttura dell'oggetto, non permettendo l'identificazione visiva del completamento del processo. Gli esseri umani considerano le forze sviluppate tra le due parti o il suono dello scatto come un'indicazione di successo del bloccaggio. Questo è difficile da realizzare

nell'assemblaggio robotizzato, e il successo del processo viene solitamente identificato in una fase di controllo della qualità del prodotto. L'articolo di Doltsinis et al. (2019) presenta una struttura basata sull'apprendimento automatico del robot per l'identificazione in tempo reale di gruppi di scatto di successo. Il framework viene testato in due diversi casi di montaggio a scatto, mostrando che l'addestramento collaborativo genera buoni set di dati di apprendimento, un'elevata accuratezza di identificazione (fino a ~ 99%).

Sfide nell'adozione della robotica collaborativa nel controllo di qualità

Perché al momento i cobot sono poco utilizzati in ambito qualità? Quali sono i limiti attuali che frenano le aziende nell'adottare la robotica collaborativa in ambito qualità? Quali prospettive ci sono per il futuro? In che direzione si andrà in futuro e per quali settori/applicazioni?

La robotica collaborativa si è fortemente sviluppata negli ultimi anni ed è ancora un settore molto recente. Le ricerche scientifiche svolte su questo ambito stanno aumentando sempre di più, ma i temi maggiormente affrontati riguardano ancora gli aspetti fondamentali per una buona collaborazione tra uomo e robot, ovvero la sicurezza e la programmazione.

L'automatizzazione delle linee produttive, inoltre, è ancora poco utilizzata nelle aziende: attualmente uno dei settori in cui sono più sfruttati i robot collaborativi è quello dell'Automotive. Questo può essere spiegato dal fatto che, in questo settore, i margini di profitto sono più alti rispetto alle altre aziende manifatturiere. L'industria alimentare, ad esempio, nonostante sia un settore leader dell'economia europea, ha un markup molto basso il quale non incoraggia gli investimenti tecnologici.

Per questi motivi la robotica collaborativa non ha ancora preso piede all'interno delle industrie manifatturiere, ma ci sono buoni presupposti per un forte sviluppo futuro. Questo lo si può notare anche dal numero sempre più crescente di pubblicazioni in ambito qualità, che denota un aumento dell'interesse delle persone.

Rendere l'ispezione della qualità facile e veloce con l'aiuto di un braccio robotico collaborativo, infatti, garantisce la flessibilità di automatizzare quasi tutti i compiti manuali. Questo è particolarmente utile quando si ha a che fare con piccoli lotti o si deve passare rapidamente da un compito all'altro. Un cobot può riutilizzare programmi per compiti ripetitivi. Se si usa un sistema di visione, è possibile controllare la qualità dei prodotti e rimuovere immediatamente i prodotti difettosi dalla linea di produzione. Con

la telecamera, infatti, è possibile identificare e rimuovere le parti difettose prima che vengano imballate o spedite.

L'adozione dei cobot nelle aziende manifatturiere migliora la produzione in termini di flessibilità, qualità, precisione e tracciabilità delle operazioni, caratteristiche che non possono essere completamente raggiunte tramite semplici operazioni manuali.

Attualmente, i primi settori che hanno iniziato ad adottare i robot collaborativi per aiutare gli umani in ambito qualità sono quelli dell'Automotive e dell'Aerospace: ad esempio il cobot può essere utilizzato per effettuare il controllo della tenuta stagna delle automobili alla fine della linea di assemblaggio (Müller et al., 2014).

Samir Vojić (2020) mostra, inoltre, una lista di applicazioni future dei nell'ambito del controllo qualità:

- Ispezione di motori di aerei;
- Ispezione delle porte delle automobili;
- Ispezione di caldaie per il riscaldamento centrale;
- Ispezione di parti di apparecchiature a raggi X;
- Ispezione delle saldature;
- Controllo della corretta forma/dimensione di frutta e verdura; e
- Apertura e chiusura ripetuta di cassette con una forza specifica impostata.

3.7 Conclusioni

L'interazione tra uomo e robot, nella robotica collaborativa industriale, ha ricevuto in quest'ultimo decennio un'attenzione significativa, dal momento che rappresenta un campo di ricerca molto importante. I robot collaborativi, chiamati anche “*cobot*”, permettono un'interazione diretta tra operatori umani e robot, superando così la classica divisione del lavoro, ancora oggi prevalente nelle fabbriche, che richiede che i robot siano confinati in gabbie di sicurezza lontano dai lavoratori.

In questo elaborato si vuole effettuare una revisione sistematica degli aspetti principali della collaborazione tra uomo e robot con un focus sull'applicazione in ambito manifatturiero, esaminando lo sviluppo di nuove applicazioni nell'automazione dell'assemblaggio e nell'ambito del controllo della qualità.

Questa revisione della letteratura propone una classificazione delle ricerche recenti realizzate tra il 2014 e il 2021. Tramite i criteri di inclusione e di esclusione sono stati identificati 80 articoli che sono stati analizzati e classificati per argomento. La revisione ha rivelato una forte crescita dell'interesse nella robotica collaborativa e sono stati identificate le seguenti classificazioni: sicurezza, fattore umano, programmazione e design, comunicazione e task allocation. È stato svolto inoltre un focus sul controllo della qualità facendo una distinzione specifica tra ispezioni *in-process* (durante il processo di produzione) e ispezioni *offline* (dopo il processo di produzione). Per questo settore sono state analizzate le sfide nell'adozione e le direzioni future.

Si è potuto, infine, notare un grande divario tra la ricerca effettuata e gli sforzi dispiegati negli ambienti industriali reali per portare questa nuova tecnologia *cobotica* nelle fabbriche intelligenti, ritardo dovuto principalmente ai grandi costi da effettuare per modificare le linee produttive.

3.8 Classificazione degli articoli

Tabella 2 - Dettagli sugli articoli analizzati e le loro classificazioni

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
1	Ding et al.	2014	Conference paper	Optimized Task Distribution for Industrial Assembly in Mixed	Task Allocation in una linea di assemblaggio	X			X			
2	Liu and Tomizuka	2014	Conference paper	Modeling and Controller Design of Cooperative Robots in Workspace Sharing Human-Robot Assembly Teams	Progettazione controllori per robot in spazi condivisi		X				X	
3	Michalos et al.	2014	Conference paper	ROBO-PARTNER: Seamless Human-Robot Cooperation for Intelligent, Flexible and Safe Operations in the Assembly Factories of the Future	Utilità dei cobot rispetto a lavoro autonomo	X						X
4	Müller et al.	2014	Article	Inspector Robot - A new collaborative testing system designed for the automotive final assembly line	Controllo qualità	X						X
5	Rooker et al.	2014	Conference paper	Quality Inspection performed by a Flexible Robot System	Sistema di ispezione robotica altamente flessibile per il controllo di qualità	X						X

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
6	Lasota and Shah	2015	Article	Analyzing the Effects of Human-Aware Motion Planning on Close-Proximity Human-Robot Collaboration	Benefici di fluidità del team e soddisfazione lavoro			X				
7	Malvankar-Mehta and Mehta	2015	Article	Human-Robot Environments – Case Study on IO Module Assembly	Task allocation in sistema multi-umano multi-robot	X			X			
8	Marvel et al.	2015	Article	Characterizing Task-Based Human-Robot Collaboration Safety in Manufacturing	Valutazione sicurezza con database di compiti simili		X		X			
9	Nikolaidis et al.	2015	Article	Improved human-robot team performance through cross-training, an approach inspired by human team training practices	Impatto dell'autonomia del robot sull'umano			X				
10	Dieber et al.	2016	Conference paper	Application-level Security for ROS-based Applications Bernhard	Risoluzione falle nel sistema ROS -> sicurezza	X	X				X	
11	Gerbers et al.	2016	Conference paper	Simplifying robot tools by taking advantage of sensor integration in human collaboration robots	Costi, sensori, librerie, utensili	X					X	
12	Kallweit et al.	2016	Article	ROS Based Safety Concept for Collaborative Robots in Industrial Applications	Collision detection e pianificazione percorso alternativo	X	X				X	

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
13	Mathewson and Pilarski	2016	Article	Simultaneous Control and Human Feedback in the Training of a Robotic Agent with Actor-Critic Reinforcement Learning	Incorporazione del controllo umano simultaneo e dei segnali di feedback per semplificare l'addestramento di un agente robotico semi-autonomo					X	X	
14	Charalambous et al.	2017	Article	The development of a Human Factors Readiness Level tool for implementing industrial human-robot collaboration	Strumento HFRL per i professionisti del system design			X				
15	El Makrini et al.	2017	Conference paper	Design of a Collaborative Architecture for Human-Robot Assembly Tasks	Architettura per un sistema di assemblaggio di una scatola	X					X	X
16	Gombolay et al.	2017	Article	Computational design of mixed-initiative human-robot teaming that considers human factors: situational awareness, workload, and workflow preferences	la consapevolezza degli umani delle azioni degli altri diminuisce all'aumentare dell'autonomia del robot			X				
17	Johannsmier and Haddadin	2017	Article	A Hierarchical Human-Robot Interaction-Planning Framework for Task Allocation in Collaborative Industrial Assembly Processes	Task allocation nell'assemblaggio				X			

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
18	Kinugawa et al.	2017	Article	Adaptive Task Scheduling for an Assembly Task Coworker Robot Based on Incremental Learning of Human's Motion Patterns	robot coworker per supportare i lavoratori		X		X			
19	Pichler et al.	2017	Conference paper	Towards shared autonomy for robotic tasks in manufacturing	Piattaforma XRob per costruire modelli di interazioni uomo-robot flessibile e intuitivo				X			X
20	Suto et al.	2017	Conference paper	Simulation Based Human-Robot Co-working	Sistema di sicurezza per evitare collisioni		X					
21	Tsarouchi et al.	2017	Article	On a human-robot collaboration in an assembly cell	Introduzione di un robot nell'assemblaggio	X			X		X	
22	Whitsell and Artemiadis	2017	Article	Physical Human-Robot Interaction (pHRI) in 6 DOF with Asymmetric Cooperation	Cooperazione con sei gradi di libertà DOF	X		X			X	
23	Banziger et al.	2018	Article	Optimizing human-robot task allocation using a simulation tool based on standardized work descriptions	Sistema di task allocation da Wolkswagen	X			X			
24	Gustavsson et al.	2018	Conference paper	Human-robot collaboration - Towards new metrics for selection of communication technologies	Stato dell'arte delle tecnologie di comunicazione per HRC					X		

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
25	Kadir et al.	2018	Conference paper	Designing human-robot collaborations in industry 4.0: Explorative case studies	Tre casi studio industriali di implementazione cobot	X			X			X
26	Kragic et al.	2018	Conference paper	Interactive, collaborative robots: Challenges and opportunities	Opportunità e sfide future per i cobot	X				X	X	
27	Kyrarini et al.	2018	Article	Robot learning of industrial assembly task via human demonstrations	Insegnamento al robot per linea di assemblaggio						X	
28	Landi et al.	2018	Article	Relieving operators' workload: Towards affective robotics in industrial scenarios	Livello di stress umano	X		X				
29	Long et al.	2018	Article	An industrial security system for human-robot coexistence	Sistema di sicurezza con tre laser		X				X	
30	Neto et al.	2018	Article	Gesture-based human-robot interaction for human assistance in manufacturing	Interazione basata sui gesti					X		
31	Pang et al.	2018	Article	Development of flexible robot skin for safe and natural human-robot collaboration.	Pelle per migliorare la sicurezza del robot		X					
32	Parastegari et al.	2018	Conference paper	Failure Recovery in Robot-Human Object Handover	Passaggio di oggetti tra umano e robot			X			X	
33	Unhelkar et al.	2018	Article	Human-Aware Robotic Assistant for Collaborative	Sicurezza nell'assemblaggio	X	X					

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
				Assembly: Integrating Human Motion Prediction with Planning in Time								
34	Villani et al.	2018	Article	Survey on human-robot interaction for robot programming in industrial applications.	Tecniche di programmazione e riduzione carico lavoro			X			X	
35	Vollmer	2018	Conference paper	Fears of Intelligent Robots	Questionario sulle paure degli umani rispetto all'intelligenza dei robot			X				
36	Zanchettin et al.	2018	Article	Prediction of human activity patterns for human-robot collaborative assembly tasks	Algoritmo per riconoscere e prevedere l'attività umana	X	X				X	
37	Zhu and Hu	2018	Review/Survey	Robot Learning from Demonstration in Robotic Assembly: A Survey	Rassegna sull'apprendimento dalla dimostrazione (LfD)					X	X	
38	Accorsi et al.	2019	Conference paper	An application of collaborative robots in a food production facility	Cobot nel settore della ristorazione				X			
39	Dalle Mura and Dini	2019	Article	Designing assembly lines with humans and collaborative robots: A genetic approach.	Task allocation per l'Assembly Line Balancing Problem (ALBP)				X			
40	Doltsinis et al.	2019	Article	A Machine Learning Framework for Real-Time Identification	Controllo qualità automatizzato di un							X

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
				of Successful Snap-Fit Assemblies	assemblaggio a scatto							
41	Eimontait e et al.	2019	Article	Language-free graphical signage improves human performance and reduces anxiety when working collaboratively with robots	Segnaletica statica per ridurre stress	X		X		X		
42	El Zaatari et al.	2019	Review	Cobot programming for collaborative industrial tasks: An overview	Comunicazione, ottimizzazione e apprendimento					X		
43	Ender et al.	2019	Article	Design of an Assisting Workplace Cell for Human-Robot Collaboration.	Ridurre stress, sforzo fisico e cognitivo umano nell'assemblaggio			X				
44	Faccio et al.	2019	Article	Collaborative and traditional robotic assembly: a comparison model	Confronto tra assemblaggio manuale e automatico su rendimento e costo				X			
45	Kanazawa et al.	2019	Article	Adaptive Motion Planning for a Collaborative Robot Based on Prediction Uncertainty to Enhance Human Safety and Work Efficiency	sistema di pianificazione del movimento adattivo		X		X			
46	Li et al.	2019	Article	Expressing reactive emotion based on multimodal emotion recognition for natural	Comunicazione espressiva tramite emozioni			X		X		

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
				conversation in human-robot interaction								
47	Lopez-Hawa et al.	2019	Article	Automated Scanning Techniques Using UR5	Controllo dei prodotti tramite scansione	X						X
48	Malik et al.	2019	Conference paper	Collaborative robots in assembly: A practical approach for tasks distribution	Task allocation in linea di assemblaggio				X			
49	Papanastasiou et al.	2019	Article	Towards seamless human robot collaboration: integrating multimodal interaction	TRL (Technology Readiness Level) 6 che mira a sicurezza e interazione semplice		X	X		X		X
50	Realyvásquez-Vargas et al.	2019	Article	Introduction and configuration of a collaborative robot in an assembly task as a means to decrease occupational risks and increase efficiency in a manufacturing company	Cobot in azienda per ridurre l'incidenza dei disturbi muscoloscheletrici		X	X				
51	Sanders et al.	2019	Article	The Relationship Between Trust and Use Choice in Human-Robot Interaction	Influenza della fiducia sulla scelta d'uso nell'interazione uomo-robot			X				
52	Syberfeldt and Ekblom	2019	Conference paper	Improved Automatic Quality Inspections through the Integration of State-of-the-	Controllo automatico della qualità							X

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
				Art Machine Vision and Collaborative Robots								
53	Tan et al.	2019	Article	Modeling, planning, and scheduling of shop-floor assembly process with dynamic cyber-physical interactions: a case study for CPS-based smart industrial robot production	Architettura per il sistema di assemblaggio in officina	X			X		X	
54	Wang et al.	2019	Article	Facilitating Human-Robot Collaborative Tasks by Teaching-Learning-Collaboration From Human Demonstrations	Linguaggio naturale per istruire il robot					X	X	
55	Wang et al.	2019	Article	Symbiotic human-robot collaborative assembly	Classificano le relazioni e il tipo di comunicazione					X		
56	Bettoni et al.	2020	Conference paper	Mutualistic and Adaptive Human-Machine Collaboration Based on Machine Learning in an Injection Moulding Manufacturing Line	Alleviamento stress e riduzione incidenti + aumento qualità			X				X
57	Bingol and Aydogmus	2020	Article	Practical application of a safe human-robot interaction software	Software di sicurezza basato su visione e tatto		X				X	

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
58	Brito et al.	2020	Conference paper	A Machine Learning Approach for Collaborative Robot Smart Manufacturing Inspection for Quality Control Systems	Controllo qualità con UR3							X
59	Colim et al.	2020	Article	Towards an Ergonomic Assessment Framework for Industrial Assembly Workstations —A Case Study	Risoluzione problemi muscolari grazie ai cobot	X		X				
60	Domonkos et al.	2020	Article	LED Strip Based Robot Movement Intention Signs for Human-Robot Interactions M'ark	Comunicazione visiva che diminuisce lo stress			X		X		
61	Gervasi et al.	2020	Article	A conceptual framework to evaluate human-robot collaboration	Quadro concettuale per valutare l'HRC			X			X	
62	Hovorushchenko et al.	2020	Article	Structure of Multifunctional Cooperative Robotics System based on the Ontological Approach	Approccio ontologico per rappresentare la conoscenza					X		
63	Huang et al.	2020	Article	A case study in human-robot collaboration in the disassembly of press-fitted components	Smontaggio di componenti con cobot	X					X	
64	Ionescu et al.	2020	Conference paper	Improving Safeguards and Functionality in Industrial Collaborative Robot HMIs	Limiti attuali nella comunicazione e sicurezza		X			X		

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
				through GUI Automation								
65	Kim et al.	2020	Article	Estimating probability of human hand intrusion for speed and separation monitoring using interference theory Eugene	probabilità di intrusione della mano di un uomo		X					
66	Kroeger et al	2020	Conference paper	Low-Cost Embedded Vision for Industrial Robots: A Modular End-of-Arm Concept	Robot più veloce						X	X
67	Liu and Wang	2020	Article	Remote human-robot collaboration: A cyber-physical system application for hazard manufacturing environment	Collaborazione remota		X					
68	Lv and Qiao	2020	Article	Deep belief network and linear perceptron based cognitive computing for collaborative robots	deep belief network and linear perceptron (DBNLP)						X	
69	Murali et al.	2020	Article	Deployment and evaluation of a flexible human-robot collaboration model based on AND/OR graphs in a manufacturing environment	Pianificazione dei compiti				X	X		

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
70	Rojas et al.	2020	Article	A Multicriteria Motion Planning Approach for Combining Smoothness and Speed in Collaborative Assembly Systems	Pianificazione traiettorie in base a sicurezza e stress umano		X	X				
71	Samir Vojić	2020	Article	Applications of collaborative industrial robots	applicazioni dei robot collaborativi nell'industria							X
72	Schmidbauer et al.	2020	Conference paper	Adaptive task sharing in human-robot interaction in assembly	Modello di assegnazione dei compiti complementari				X			
73	Vicentini	2020	Review/Survey	Collaborative Robotics: A Survey	Rassegna dei 3 fattori sicurezza, meccanismi e pianificazione dei compiti		X					
74	Wang et al.	2020	Article	Digital twin improved via visual question answering for vision-language interactive mode in human-machine collaboration	Gemello digitale per risposta visiva alle domande					X		
75	Weckenborg et al.	2020	Article	Balancing of assembly lines with collaborative robots	Modello di assegnazione dei compiti				X			
76	Bi et al.	2021	Article	Safety assurance mechanisms of collaborative robotic systems in manufacturing	Capire i requisiti di sicurezza, e i metodi e le sfide della garanzia di sicurezza.		X					
77	Boschetti et al.	2021	Article	Multi-robot multi-operator collaborative assembly	Prestazioni sistema Multi-robot multi-agente				X			

N°	Autori	Anno	Tipologia	Titolo	Descrizione	Case study	Sicurezza	Fattore umano	Task allocation	Comunicazione	Programmazione e design	Qualità
				systems: a performance evaluation model								
78	Chen et al.	2021	Article	Leveraging Task Modularity in Reinforcement Learning for Adaptable Industry 4.0 Automation	Modularizzazione dei compiti per avere robot più adattabili				X			X
79	Jian et al.	2021	Article	An image vision and automatic calibration system for universal robots	ridurre gli errori di localizzazione preesistenti							X
80	Lei and Rau	2021	Article	Effect of relative status on responsibility attributions in human–robot collaboration: Mediating role of sense of responsibility and moderating role of power distance orientation	Attribuzione della responsabilità dei fallimenti (da parte dei partecipanti)			X				

4. CASO STUDIO

4.1 Design of Experiments

Per usare l'approccio statistico nella progettazione e nell'analisi di un esperimento, è necessario che tutti coloro che sono coinvolti nell'esperimento abbiano un'idea chiara di cosa esattamente deve essere studiato, come devono essere raccolti i dati e almeno una comprensione qualitativa di come questi dati devono essere analizzati (Montgomery, 2013).

Il **Design of Experiments** (DOE) è una branca della statistica applicata che si occupa di pianificare, condurre, analizzare e interpretare esperimenti, analizzando i fattori che definiscono il valore di un parametro o un gruppo di parametri. Il DOE è un potente strumento di raccolta e analisi dei dati che può essere utilizzato in una varietà di situazioni sperimentali.

Molti degli attuali approcci statistici agli esperimenti progettuali hanno origine dal lavoro di *R. A. Fisher* nella prima parte del XX secolo. Fisher dimostrò come prendersi il tempo di considerare seriamente il disegno e l'esecuzione di un esperimento, prima di provarlo, aiutasse ad evitare problemi frequenti nell'analisi. I tre principi di base del disegno sperimentale sono la randomizzazione, la replicazione e il blocco:

- **Randomizzazione:** essa è il fattore principale di tutto il Design of Experiments in quanto sta alla base dell'utilizzo dei metodi statistici. Per *randomizzazione* intendiamo che sia l'assegnazione del materiale sperimentale, che l'ordine in cui le singole esecuzioni dell'esperimento devono essere eseguite, sono determinati in modo casuale. Randomizzando adeguatamente l'esperimento, aiutiamo anche a "calcolare la media" degli effetti di fattori estranei che possono essere presenti;
- **Replicazione:** è una ripetizione indipendente di ognuna delle combinazioni di fattori. La replica ha due proprietà importanti: permette allo sperimentatore di ottenere una stima dell'*errore sperimentale* e permetta una stima più precisa della *media del campione*;
- **Blocco:** è una tecnica di progettazione utilizzata per migliorare la precisione con cui vengono fatti i confronti tra i fattori di interesse. Spesso il blocco è usato per ridurre o eliminare la variabilità trasmessa da *fattori di disturbo*, cioè fattori che possono influenzare la risposta sperimentale, ma ai quali non siamo direttamente interessati.

Questi tre principi di base del disegno sperimentale, *randomizzazione, replica e blocco*, fanno parte di ogni esperimento.

La progettazione e analisi di un esperimento si divide in sette fasi principali:

1. Riconoscimento e dichiarazione del problema;
2. Selezione della variabile di risposta;
3. Scelta di fattori, livelli e intervalli;
4. Scelta del disegno sperimentale;
5. Esecuzione dell'esperimento;
6. Analisi statistica dei dati;
7. Conclusioni e raccomandazioni.

In primo luogo, bisogna riconoscere e dichiarare qual è il **problema**: una chiara dichiarazione di esso contribuisce sostanzialmente a una migliore comprensione del fenomeno da studiare e alla soluzione del problema. È anche importante tenere a mente gli obiettivi generali dell'esperimento.

La scelta delle **variabili di risposta** è altrettanto importante, in quanto lo sperimentatore deve essere certo che esse forniscano davvero informazioni utili sul processo di studio.

Simultaneamente avviene anche la scelta dei fattori, dei livelli e degli intervalli. I fattori che possono influenzare le prestazioni di un processo o sistema, possono essere classificati come: **potenziali fattori di progetto** (o *variabili in input*), ovvero fattori che lo sperimentatore può desiderare variare nell'esperimento; o **fattori di disturbo**, fattori indesiderati che possono essere controllabili, incontrollabili o di rumore.

Una volta che lo sperimentatore ha selezionato i fattori di progetto, deve scegliere gli intervalli in cui questi fattori saranno variati e i livelli specifici a cui saranno eseguiti i test. Quando l'obiettivo dell'esperimento è lo screening dei fattori o la caratterizzazione del processo, di solito è meglio mantenere basso il numero di livelli di fattori.

Le prime tre fasi fanno parte della *pianificazione pre-sperimentale* e, se fatte correttamente, permettono di scegliere facilmente il **disegno sperimentale**.

La scelta del disegno implica la considerazione della dimensione del campione (numero di repliche), la selezione di un ordine di esecuzione adatto per le prove sperimentali e la determinazione dell'eventuale blocco o altre restrizioni di randomizzazione.

Quando si esegue l'**esperimento** è vitale monitorare attentamente il processo per assicurarsi che tutto venga fatto secondo i piani. Errori nella procedura sperimentale, in questa fase di solito distruggono la validità dell'intero esperimento. Uno degli errori più

comuni è l'impostazione delle variabili ai livelli non appropriati in alcune esecuzioni dell'esperimento.

Un esperimento strategicamente pianificato e ben eseguito può fornire una grande quantità di informazioni sull'effetto che risente una variabile di risposta, dovuta a uno o più fattori. Molti esperimenti comportano il mantenimento di alcuni fattori costanti e l'alterazione dei livelli di un'altra variabile.

Durante l'esecuzione è importantissimo raccogliere correttamente i dati che serviranno per eseguire l'**analisi statistica dei dati**. Poiché molte delle domande a cui lo sperimentatore vuole rispondere possono essere inserite in un quadro di test d'ipotesi, questi ultimi e le procedure di stima degli intervalli di confidenza sono molto utili nell'analisi dei dati di un esperimento.

Una volta che i dati sono stati analizzati, lo sperimentatore deve trarre conclusioni pratiche sui risultati e raccomandare una linea di azione. I metodi grafici sono spesso utili in questa fase, in particolare nella presentazione dei risultati agli altri. Dovrebbero essere eseguiti anche test di follow-up e di conferma per convalidare le conclusioni dell'esperimento.

Il DOE è, quindi, un metodo di progettazione ed esecuzione di esperimenti, basato sull'impiego dell'analisi statistica, con lo scopo di definire le relazioni esistenti tra un set di variabili in ingresso, o di **input**, e una o più variabili in uscita, o di **risposta**. Manipolando più input allo stesso tempo, si possono identificare importanti interazioni che non vengono considerate quando si sperimenta un solo fattore alla volta. Risulta efficace per realizzare miglioramenti progressivi nella qualità di un prodotto e nell'efficienza di un processo.

Full Factorial Design

Molti esperimenti comportano lo studio degli effetti di due o più fattori. In generale, i **Factorial Designs** sono più efficienti per questo tipo di esperimenti. Per disegno fattoriale, si intende che in ogni prova completa o replica dell'esperimento vengono studiate tutte le possibili combinazioni dei livelli dei fattori. Per esempio, se ci sono a livelli del fattore A e b livelli del fattore B , ogni replica contiene tutte le combinazioni di trattamento ab .

Quando i fattori sono disposti in un disegno fattoriale, si dice spesso che sono incrociati.

Gli esperimenti fattoriali sono l'unico modo per rilevare le **interazioni**: l'effetto che un fattore ha su una risposta dipende dal livello a cui sono stati impostati gli altri fattori. Seguendo l'esempio di prima, il fattore B potrebbe avere un effetto sulla variabile di risposta, ma solo nel caso in cui il fattore A sia impostato al livello "High", Figura 10.

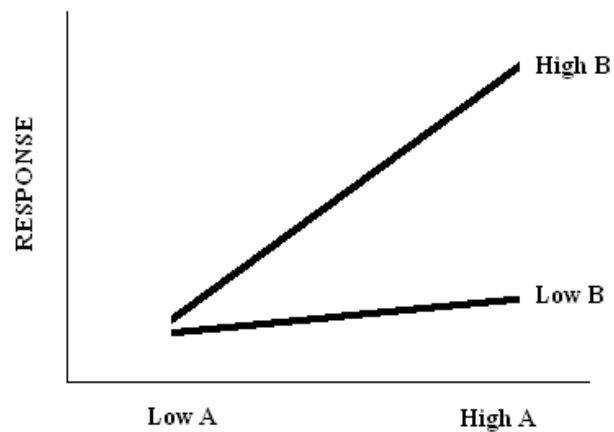


Figura 10 - Interazione tra i fattori A e B

Le interazioni possono essere grandi problemi in un DOE se non si riesce a tenerne conto quando si progetta l'esperimento.

Il piano *Full factorial* è il più diffuso ed intuitivo: è chiamato "*Full*" perché nell'investigazione include l'intero cubo, compresi tutti gli angoli, Figura 11. Una caratteristica molto importante di questo metodo è l'efficienza nell'utilizzo dei dati sperimentali e l'elevata capacità di analizzare due o più fattori.

Si parlerà di famiglia di piani fattoriali quando l'indagine dei fattori è svolta con lo stesso numero di livelli. Se L indicano i livelli e k i fattori, L^k sarà il numero di prove necessaria per caratterizzare il problema in modo completo, (1):

$$\text{numero di prove necessarie} = L^k \quad (1)$$

Se ad esempio ci sono k fattori, ciascuno a due livelli, il disegno fattoriale richiederebbe 2^k esecuzioni. Chiaramente, all'aumentare del numero di fattori di interesse, il numero di prove richieste per analizzare il modello cresce esponenzialmente. Questo diventa rapidamente inattuabile dal punto di vista del tempo e delle risorse.

Fortunatamente, quando ci sono quattro o più fattori, di solito non è necessario eseguire tutte le possibili combinazioni di livelli di fattori. Un **Fractional Factorial Design** è una variazione del *Factorial Design* di base in cui viene eseguito solo un sottoinsieme delle iterazioni.

Dall'esempio grafico si può notare il confronto tra il Full Factorial Design e il Fractional Factorial Design, Figura 11: nel primo vengono analizzate tutte le combinazioni tra tre fattori; nel secondo, invece, solo alcune.

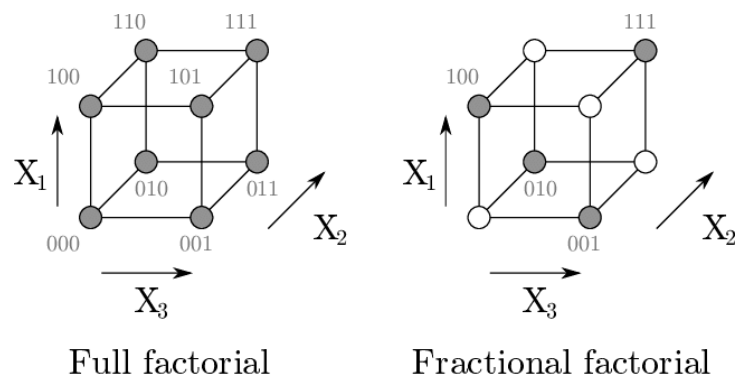


Figura 11 - Confronto grafico tra Full Factorial Design e Fractional Factorial Design

4.2 Variabili in Input

Il Design of Experiment è un metodo statistico *attivo*: apportando modifiche alle variabili in **input**, ovvero le variabili indipendenti o *di processo*, vengono osservati i comportamenti delle variabili in output.

Per questo caso di studio sono state individuate tre variabili in input:

- **Velocità**: le task operate dal robot hanno come variabile in input la velocità di quest'ultimo. Il cobot, infatti, può essere programmato a tre diverse velocità: alta, media e bassa. La velocità è misurata in m/s;
- **Autonomia**: le task operate dal robot hanno come variabile in input l'autonomia del robot: il cobot, infatti, può muoversi in autonomia oppure può essere attivato dall'operatore umano tramite un pulsante posto sul piano di lavoro. Quando la variabile Autonomia è impostata su "No", il robot viene azionato dall'operatore umano tramite l'apposito pulsante (trigger); altrimenti al robot viene preimpostato un tempo di attesa tra un'azione e la successiva;
- **Variabile "operatore"**: in alcune task, dove i ruoli tra umano e robot possono essere interscambiabili, questa variabile permette di poter scegliere da chi deve essere completata quest'ultima. Nel caso in cui si scegliesse come operatore il robot collaborativo, verrebbero applicate le due variabili precedentemente definite.

Le variabili **Velocità** e **Autonomia** si manifestano solo quando l'operazione è svolta dal robot: questi fattori si dicono annidati. Due fattori sono annidati, o **nested factors**, quando ogni livello di un fattore si incrocia con un solo livello dell'altro, Figura 12.

In questo caso entrambi i fattori dipendono dalla variabile padre: **Operatore**. Infatti, quando essa assume il valore "Umano" non si applica nessun'altra variabile; quando, invece, assume il valore "Robot", le task eseguite sono influenzate da altre due variabili.

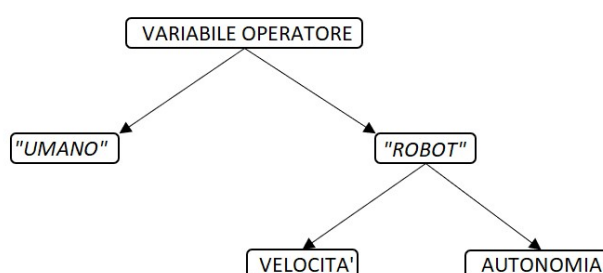


Figura 12 - Diagramma ad albero dei fattori in Input

4.3 Variabili di risposta

Le *variabili di risposta* sono i parametri fondamentali per la valutazione dell'esperimento, perciò è molto importante sceglierle correttamente. Vi è una relazione di tipo causa-effetto tra una o più variabili indipendenti e ogni variabile di risposta.

Per la valutazione di questo caso di studio sono state scelte le seguenti variabili di risposta:

- **Tempo totale:** il tempo totale, calcolato in secondi (s), indica il tempo intercorso tra l'inizio della prima task e la fine dell'ultima. Questa variabile è interessante, ai fini dell'esperimento, in quanto aiuta a valutare l'efficienza della collaborazione tra uomo e robot in termini di tempo. La valutazione dell'esperimento è valutata positivamente al diminuire del tempo totale impiegato per lo svolgimento delle operazioni;
- **Qualità dell'interazione:** l'interazione tra l'umano e il robot viene valutata tramite un questionario che l'operatore deve compilare alla fine di ogni scenario di lavoro. Il questionario pone una serie di domande volte a misurare i livelli stress, la fatica e la soddisfazione dell'operatore umano, vedi paragrafo 4.8 Questionario sulla qualità dell'interazione;
- **Difettosità residua:** rappresenta il numero di difetti residui presenti nel pezzo assemblato una volta completate tutte le task. Un elemento si definisce *difettoso* se ha almeno un difetto o una non conformità, ovvero una qualsiasi manifestazione del prodotto che causa il non raggiungimento di una specifica imposta ad una sua caratteristica. Un pezzo assemblato può avere contemporaneamente più difetti in relazione alle non conformità di più caratteristiche. Questo valore serve per capire l'efficienza effettiva dello scenario che si sta analizzando.

4.4 Scomposizione in task

Il caso di studio che viene preso in esame prevede l'assemblaggio e il controllo di qualità di un componente in metallo. La squadra composta da umano e robot dovrà assemblare due piastre di metallo forate avvitandole con delle viti filettate. Le operazioni di controllo della qualità prevedono analisi quali: la misurazione dell'altezza e larghezza della piastra, il controllo dei fori delle piastre affinché non risultino ostruzioni e il controllo del corretto serraggio e avvitamento tra le due piastre.

In particolare, il materiale necessario per lo svolgimento di questo caso di studio è il seguente:

- n°1 piastre di metallo forata con quattro fori filettati;
- n°1 piastre di metallo forata con quattro fori non filettati;
- n°4 rondelle di metallo;
- n°4 viti filettate;
- **Robot collaborativo:** in questo caso studio verrà utilizzato un Robot UR3e, progettato dall'azienda danese Universal Robots, Figura 13. Il braccio robotico UR3e ha un carico utile di 3 kg e una portata con raggio di 500 mm. Grazie alla rotazione a 360° su tutti i giunti e una rotazione infinita sul sesto asse, questo piccolo cobot esegue con facilità compiti leggeri di assemblaggio e lavori che richiedono un'assoluta precisione. Con i cobot e-Series si possono automatizzare le operazioni di assemblaggio e ottenere maggiore coerenza e precisione nel processo di produzione. I cobot possono essere personalizzati con avvitatori ed altri accessori per lavorare prodotti diversi per dimensioni e materiali. In particolare, il cobot in questione è dotato di una pinza *RG2 Gripper*, Figura 15, con payload "*Payload Force Fit*" di 2kg e "*Payload Form Fit*" di 5kg, e di un tool avvitatore *Kolver EDU2AE/HPRO 2.00*, Figura 14;



Figura 13 - Robot UR3e-series dell'azienda Universal Robots

- **Calibro:** è uno strumento di misura adatto a misurare la larghezza e lunghezza di un oggetto, la distanza tra due facce piane o la profondità di un foro, con risoluzione di 0,01 mm;
- **Spessimetro a lamelle:** è costituito da una serie di piastre o lame di acciaio che hanno una progressione di spessori calibrati in maniera molto precisa e spesso congiunte ad una estremità da un perno o un rivetto che permette di richiudere le lame nel manico come un ventaglio. Ogni lama è contrassegnata col suo spessore. Esso è utilizzato per misurare oppure impostare fenditure molto piccole al di sotto del millimetro;
- **Livella:** la livella è uno strumento di misura utilizzato per determinare la pendenza di una superficie rispetto a un piano orizzontale di riferimento.



Figura 15 – Pinza RG2 Gripper



Figura 14 - Tool avvitatore Kolver
EDU2AE/HPRO 2.00

Le operazioni svolte dagli operatori (umano o robot) si dividono in due categorie principali: le operazioni di **assemblaggio** e le operazioni di **controllo della qualità**. Queste macro-fasi possono essere scomposte a loro volta in una serie di *Task*, Tabella 3.

Vengono posizionati gli strumenti di lavoro sul piano e sistemata la prima piastra davanti all'operatore umano. A questo punto avviene il primo controllo di qualità: l'operatore umano ispeziona visivamente il pezzo e controlla l'eventuale ostruzione dei fori.

Dopo la sistemazione della seconda piastra e il controllo di quest'ultima, avviene l'assemblaggio vero e proprio del pezzo, tramite l'avvitamento di quattro viti filettate. Questa operazione può essere svolta sia dall'operatore sia dal secondo braccio robotico che ha la possibilità di avvitare tramite il tool descritto precedentemente.

Le ispezioni successive prevedono la misurazione tramite calibro dell'altezza e della larghezza del pezzo assemblato, il controllo del corretto serraggio e avvitamento delle viti tramite livella e spessimetro a lamelle.

Di seguito la scomposizione del caso di studio in task elementari:

Tabella 3 - Scomposizione del caso di studio in task elementari

	TASK	JOB ELEMENT	OPERATORE	VELOCITÀ	AUTONOMIA	N° LIVELLI
1	Sistemazione degli strumenti sul piano di lavoro	Sistemazione degli strumenti sul piano di lavoro	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
2	Raccolta e spostamento della prima piastra	Prelievo della prima piastra	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
		Posizionamento della piastra nelle giuste coordinate davanti all'operatore umano				
		Ritorno nella posizione originaria				

3	Controllo visivo dei fori	Controllo visivo (o con aria compressa) dei fori correttamente aperti e senza sporcizia	Umano	-	-	1
4	Raccolta e spostamento della seconda piastra	Prelievo della seconda piastra	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
		Posizionamento della seconda piastra nella posizione corretta sopra l'altra				
5	Controllo visivo dei fori	Controllo visivo (o con aria compressa) dei fori correttamente aperti e senza sporcizia	Umano	-	-	1
6	Posizionamento delle quattro rondelle	Prelievo delle quattro rondelle	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
		Posizionamento delle quattro rondelle				

7	Posizionamento delle quattro viti	Prelievo delle quattro viti	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
		Posizionamento delle quattro viti				
8	Avvitamento della prima vite	Spostamento verso la prima vite	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
		Avvitamento della vite tramite l'avvitatore e spostamento verso la seconda				
9	Avvitamento della seconda vite	Avvitamento della vite tramite l'avvitatore e spostamento verso la terza	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
10	Avvitamento della terza vite	Avvitamento della vite tramite l'avvitatore e spostamento verso la quarta	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
11	Avvitamento della quarta vite	Avvitamento della vite tramite avvitatore	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
		Ritorno alla posizione iniziale				

12	Controllo visivo del pezzo assemblato	Controllo visivo del pezzo assemblato	Umano	-	-	1
13	Posizionamento della livella	Presa e posizionamento della livella	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
14	Controllo del pezzo tramite livella	Controllo tramite livella che il pezzo sia in piano (per controllare se le viti sono tutte avvitate alla stessa forza)	Umano	-	-	1
15	Posizionamento del pezzo davanti all'operatore	Spostamento verso il pezzo per prenderlo	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
		Posizionamento del pezzo in verticale a 15/20 centimetri dal piano				
16	Posizionamento dello spessimetro	Presa e posizionamento dello spessimetro	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
17	Controllo tramite spessimetro	Controllo tramite spessimetro a lamelle che i due	Umano	-	-	1

		pezzi siano correttamente serrati				
18	Posizionamento del calibro	Presa e posizionamento del calibro	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
19	Misurazione dell'altezza	Misurazione dell'altezza	Umano	-	-	1
20	Rotazione del pezzo di 90°	Rotazione del pezzo di 90°	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
21	Calcolo della lunghezza con il calibro	Calcolo della lunghezza con il calibro	Umano	-	-	1
22	Posizionamento del pezzo nel punto finale	Rotazione del pezzo nella posizione originaria	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7
		Spostamento del pezzo verso la posizione finale				
		Posizionamento del pezzo nel punto finale				
23	Ritorno alla posizione originaria	Ritorno alla posizione di partenza	Umano/cobot	Alta, media, bassa	Si/No	7

Come descritto sopra le variabili di ingresso sono l'operatore, la velocità e l'autonomia. Queste ultime due variabili sono influenzate dalla variabile operatore: le task svolte dal robot possono, infatti, avere tre livelli di velocità ed essere impostate come autonome. Questa situazione apre la possibilità a diversi scenari. Tramite il Design of Experiment possiamo calcolare quanti scenari sono possibili.

4.5 Applicazione DOE al caso di studio

Nel nostro caso di studio ci sono tre fattori controllabili, o *variabili in input*, definiti nel paragrafo precedente, 4.2, che posso assumere i seguenti valori (o livelli):

- **Variabile Operatore:** "Robot" o "Umano";
- **Velocità:** "Bassa", "Media" o "Alta";
- **Autonomia:** "Sì" o "No".

Considerando la combinazioni di questi fattori, Tabella 4, e i loro rispettivi valori possiamo procedere al calcolo del numero di scenari necessari per caratterizzare questo esperimento.

Tabella 4 - Rappresentazione di tutte le combinazioni tra i fattori di interesse del caso di studio in esame

OPERATORE	VELOCITÀ	AUTONOMIA
UMANO	-	-
ROBOT	Alta	S
ROBOT	Media	S
ROBOT	Bassa	S
ROBOT	Alta	N
ROBOT	Media	N
ROBOT	Bassa	N

Applicando la relazione del *Design of Experiment, Classical Design Full factorial* (1), vedi paragrafo 4.1, otteniamo il numero di prove necessarie per ogni task:

$$L^k = 1 + 3 * 2 = 7 \quad (2)$$

Come si può vedere nella formula soprastante (2) vi sono due contributi distinti: il primo, 1, è il contributo che si avrebbe se come *Variabile Operatore* venisse scelto “**Umano**”, in questo caso le altre due variabili (*Velocità* e *Autonomia*) non verrebbero applicate. Il secondo contributo, al contrario, si riferisce al caso in cui la variabile operatore corrispondesse a “**Robot**”. In questo secondo caso avrebbero validità anche le variabili figlie associate, *Velocità*, che può avere tre valori distinti, e *Autonomia*, che può avere due valori distinti: in totale, se si scegliesse il robot, si potrebbero avere sei diverse combinazioni.

Per caratterizzare l'intero problema, dovremo tenere conto anche del numero di task totali che viene suddiviso nel seguente modo:

- Task eseguibili solo dall'operatore;
- Task eseguibili sia dall'operatore che dal robot.

In totale il problema è caratterizzato da 23 task, di cui 7 completabili solamente dall'operatore e 16 sia da operatore che dal robot.

Prima di procedere al calcolo del numero totale di prove necessarie per caratterizzare il nostro problema risulta interessante definire sia il caso più semplice, in cui le variabili sono fissate a priori e assumono lo stesso valore per tutte le task, sia quello più articolato, dove sono possibili tutte le diverse combinazioni tra le variabili.

4.6 Caso semplice

Nel caso più semplice, le variabili che definiscono il problema (*Operatore*, *Velocità* e *Autonomia*) vengono fissate ad inizio esperimento e vengono mantenute costanti per tutte le diverse task.

Un esempio pratico potrebbe essere il seguente, Figura 16:

- Operatore = *Robot*;
- Velocità = *Bassa*;
- Autonomia = *No*;

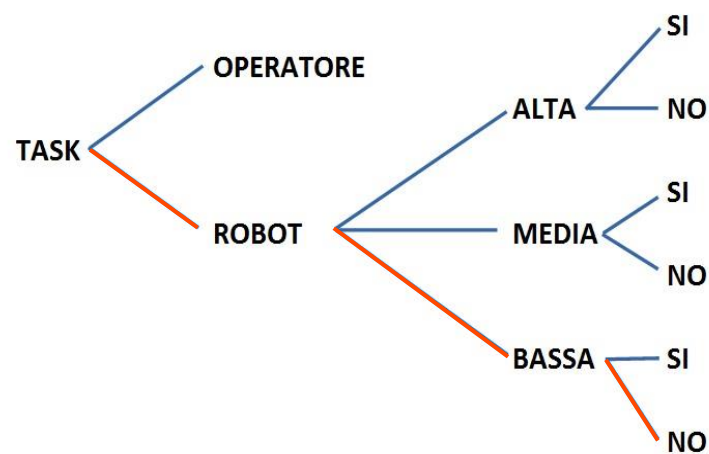


Figura 16 - Diagramma ad albero dei fattori in input (in evidenza il caso Robot-Bassa-No)

In questo caso, una singola prova risulterebbe sufficiente per caratterizzare il problema con le variabili definite in questo modo. Estendendo il ragionamento a tutte le combinazioni possibili di scelta di variabili ($L^k = 7$) il numero totale di prove necessarie risulterebbe:

$$L_{TOT}^k = 7 \quad (3)$$

4.7 Caso complesso

Nel caso più articolato, le variabili potranno assumere valori differenti per ciascuna delle *Task*, ovvero vanno considerate tutte le combinazioni possibili tra le variabili per ognuna delle task presenti nel caso di studio.

Questo caso, più complesso, è caratterizzato da un numero di prove esponenzialmente maggiore rispetto al caso precedente. Infatti, tenendo conto che il numero di prove necessario per ogni *Task* è 7, (3), dovremmo eseguire il ragionamento fatto in precedenza per ogni singolo *Task*.

Per procedere nell'analisi sarà dunque necessario andare a studiare puntualmente ogni singolo *Task*: per esempio, prendendo la prima task (*"sistemazione degli strumenti sul piano di lavoro"*), tutte e tre le variabili posso assumere i loro diversi valori e vi saranno quindi $L^k=7$ combinazioni possibili.

Procedendo con la seconda task, *"Raccolta e spostamento della prima piastra"*, si verificherà la stessa condizione; quindi, il numero di prove necessarie per caratterizzare le prime due fasi sarà:

$$L_7^k = L_1^k * L_2^k = 7 * 7 = 49$$

Applicando il *Design of Experiment* al nostro esperimento, il numero necessario per caratterizzare le operazioni eseguite sia dal robot, sia dall'operatore è dato dalla formula seguente:

$$L_{robot/umano}^k = 7^{N^{\circ} Task}$$

Questo porterebbe ad un calcolo conservativo del numero di prove perché non terrebbe conto dell'esistenza delle *Task* che possono essere eseguite solo dall'operatore, come per esempio l'azione *"Controllo visivo dei fori correttamente aperti e senza sporcizia"*.

In questo caso la variabile *Operatore* risulta fissata mentre le altre due variabili non sono applicabili: per il ragionamento appena fatto, il fattore L_{umano}^k di questa Task risulta uguale a 1.

In definitiva, la formula esatta per il calcolo del numero totale di prove necessarie per caratterizzare il caso più complesso è la seguente:

$$L_{TOT}^k = \prod_{i=1}^{N^{\circ} Task} L_i^k$$

Dove L_i^k può assumere i seguenti valori:

- $L_i^k = 7$ se la task è eseguibile sia dall'umano che dal cobot;
- $L_i^k = 1$ se la task è eseguibile solo dall'operatore umano;

Quindi otteniamo:

$$L_{TOT}^k = \prod_{i=1}^{N^{\circ} Task} L_i^k = 7^{16} * 1^7 = 3,323 * 10^{13}$$

Questo numero di prove serve a far capire la complessità del modello: il numero ottenuto sarebbe ottimale per spiegare a pieno il caso di studio, ma ingestibile dal punto di vista pratico. È necessario, quindi, semplificare il modello, ad esempio non considerando la variabile autonomia, e/o scegliendo di usare solo due livelli di velocità, frazionando così il numero di prove con il modello **Fractional Factorial Design** o altre tecniche di riduzione del numero di prove.

4.8 Questionario sulla qualità dell'interazione

L'interazione tra l'umano e il robot viene valutata tramite un questionario che l'operatore deve compilare alla fine di ogni scenario di lavoro. Il questionario pone una serie di domande volte a misurare i livelli stress, la fatica e la soddisfazione dell'operatore umano, vedi Tabella 5.

Schmidtler et al. (2017) hanno progettato un questionario per valutare nuovi dispositivi di assistenza fisica al fine di supportare gli sviluppatori nelle loro decisioni di design e gli utenti durante l'individualizzazione dei loro dispositivi di assistenza.

Secondo lo stile di questa ricerca sono state individuate cinque categorie di domande divise in base a cosa si vuole analizzare:

- **Utilità d'uso percepita:** tramite queste domande si vuole analizzare come è percepita la collaborazione con il robot collaborativo in termini di utilità ed efficienza;
- **Facilità d'uso percepita:** questa categoria serve per esaminare la semplicità della collaborazione e il livello di sforzo fisico effettuato durante l'esperimento;
- **Emozioni:** un aspetto interessante dell'analisi è l'individuazione del livello di stress e paura provate dall'operatore umano. Per trovare la combinazione ottimale del caso di studio un fattore importante da tenere in considerazione sono le emozioni provate dell'uomo nei confronti del robot;
- **Generali:** è stata inserita anche una categoria generale che serve per raccogliere riflessioni generali e consigli di miglioramenti che potrebbero perfezionare il modello.

Per questo questionario sono state utilizzate **scale Likert** ovvero scale in cui non è solo presente la proprietà ordinale dei valori, ma si associano anche proprietà di intervallo. I valori di queste scale sono, infatti, equi distanziati ed è presente un elemento neutro.

Le scale Likert sono *scale unidimensionali*, infatti sono tipicamente utilizzate per misurare un unico costrutto mediante più item tutti rivolti allo stesso oggetto da misurare (*multi-item scales*). Ciascun item è accompagnato da una scala ad elenco composta comunemente da 5 o 7 categorie di risposta, tutte etichettate con aggettivi che esprimono diversi gradi di accordo-disaccordo con l'enunciato.

Un esempio di scala con cinque categorie di risposta è la seguente:

- 1 = *Fortemente in disaccordo*;
- 2 = *In disaccordo*;

- 3 = *Neutro*;
- 4 = *D'accordo*;
- 5 = *Fortemente d'accordo*.

Queste scale sono tra le più utilizzate in quanto hanno un numero ragionevole di categorie di risposta che permettono una corretta distinzione da parte dell'uomo; inoltre, un aspetto molto importante è la presenza di un elemento neutro che permette di tenere in conto i casi di indecisione/indifferenza.

Grazie alle sue proprietà ordinali e di intervallo, queste scale sono molto utili in quanto permettono di utilizzare strumenti statistici per analizzare gli elementi quali la media, la mediana e l'inferenza.

Tabella 5 - Questionario sulla qualità dell'interazione tra umano e robot

Categoria	Domanda	Valutazione
Utilità d'uso percepita	Quanto ti è sembrato utile la collaborazione con il robot?	Valore da 1 a 5
	La collaborazione migliora le mie prestazioni di lavoro	Valore da 1 a 5
	La collaborazione velocizza il mio lavoro	Valore da 1 a 5
	Trovo che la collaborazione sia efficiente	Valore da 1 a 5
Facilità d'uso percepita	Quanto è stata faticosa da svolgere questa attività?	Valore da 1 a 5
	Quanto è stata facile da svolgere questa attività?	Valore da 1 a 5
	Qual è stato il livello di sforzo fisico?	Valore da 1 a 5
	La collaborazione mi ha permesso di eseguire movimenti precisi	Valore da 1 a 5
Emozioni	Mi sono sentito a mio agio durante l'esperimento	Valore da 1 a 5

	Mi sono sentito turbato durante l'esperimento	Valore da 1 a 5
	Se no, che sensazioni hai provato?	Risposta aperta/opzioni multiple
	Ti sei sentito in qualsiasi momento "in pericolo" a causa del braccio meccanico?	Valore da 1 a 5
Generali	Come valuti complessivamente l'esperimento?	Valore da 1 a 5
	Suggerimenti da proporre?	Risposta aperta
	Ulteriori commenti	Risposta aperta

CONCLUSIONI

La collaborazione fra uomo e robot rappresenta un risorsa essenziale negli sviluppi futuri dell'industria 4.0 e il campo delle possibili applicazioni sembra crescere in modo esponenziale. La nuova visione di utilizzo di questi robot, o "*cobot*", propone una stretta interazione uomo-macchina, andando così ad eliminare la limitante classica divisione del lavoro, aumentandone ulteriormente il potenziale applicativo.

Questo elaborato di tesi si suddivide in due sezioni principali: nella prima parte viene svolta un'attenta analisi della letteratura inerente alla robotica collaborativa, volta a evidenziare la notevole crescita di interesse dedicata a questo settore e, allo stesso tempo, delineare le principali classificazioni.

La revisione della letteratura propone una classificazione delle ricerche realizzate tra il 2014 e il 2021. Tramite i criteri di inclusione e di esclusione sono stati identificati 80 articoli che sono stati analizzati e classificati per argomento. La revisione ha rivelato una forte crescita dell'interesse nella robotica collaborativa e sono stati identificate le seguenti classificazioni:

- Sicurezza;
- Fattore umano;
- Programmazione e design;
- Comunicazione;
- Task allocation;
- Qualità.

Nel settore della qualità, il focus è stato svolto sui controlli "*in-process*" e ispezioni "*Offline*".

Si è potuto, infine, notare un grande divario tra la ricerca effettuata e gli sforzi dispiegati negli ambienti industriali reali per portare questa nuova tecnologia *cobotica* nelle fabbriche intelligenti, ritardo dovuto principalmente ai grandi costi da effettuare per modificare le linee produttive.

Nella seconda parte viene definito un possibile caso di studio, in cui il cobot *UR3e*, prodotto dall'azienda danese *Universal Robot*, e l'operatore umano dovranno svolgere in armonia un determinato numero di compiti che prevedono l'assemblaggio e il controllo di qualità di un componente metallico. La definizione del caso di studio viene portata a

termine grazie all'applicazione di un metodo statistico chiamato "*Design of Experiment*" (DOE), un potente strumento di raccolta e analisi dati che ha lo scopo di definire le relazioni tra un set di variabili in ingresso (*variabili input*) e una o più variabili in uscita (*variabili di risposta*).

Nello studio svolto le variabili di input sono rappresentate da:

- *Autonomia* del robot, in base alla quale viene scelto se lasciar operare quest'ultimo in completa autonomia oppure se attivarlo solamente sotto decisione dell'operatore umano;
- *Velocità* di movimento del robot;
- *Variabile "operatore"* che definisce se la task viene effettuato solamente dall'operatore umano oppure dal braccio robotico.

Allo stesso modo le variabili di risposta sono:

- *Tempo totale* di completamento dell'esperimento;
- *Qualità dell'interazione* uomo-macchina, valutato da un apposito questionario compilabile dall'operatore umano alla fine di ogni scenario e volto a identificare i livelli di stress e fatica;
- *Difettosità residua*, ovvero numero di difetti presenti nel pezzo assemblato a fine lavoro.

In questo caso viene preso in considerazione il modello "*Full Factorial Design*" che caratterizza in modo completo il problema. Grazie a questo risulta possibile studiare tutte le possibili combinazioni dei livelli di fattori, andandone così a studiare l'interazione.

Nel nostro caso, vengono considerati due scenari differenti per l'applicazione di questo metodo, la prima, chiamata "*caso semplice*", in cui le variabili di input che definiscono il problema vengono fissate ad inizio esperimento e mantenute costanti, la seconda, chiamata "*caso complesso*", in cui le variabili vengono lasciate libere di variare per ogni task del caso di studio.

Grazie all'applicazione di questo metodo, è stato possibile calcolare il numero necessario di prove per la caratterizzazione dell'intero problema.

Lo svolgimento pratico di questa caso di studio, basato sulla teoria qui esposta, e la relativa raccolta dati saranno materiale di uno studio successivo.

BIBLIOGRAFIA

- Accorsi, R., Tufano, A., Gallo, A., Galizia, F. G., Cocchi, G., Ronzoni, M., Abbate, A., & Manzini, R. (2019). An application of collaborative robots in a food production facility. *Procedia Manufacturing*, 38(2019), 341–348. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.01.044>
- Bänziger, T., Kunz, A., & Wegener, K. (2018). Optimizing human–robot task allocation using a simulation tool based on standardized work descriptions. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 31(7), 1635–1648. <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1411-1>
- Bettoni, A., Montini, E., Righi, M., Villani, V., Tsvetanov, R., Borgia, S., Secchi, C., & Carpanzano, E. (2020). Mutualistic and adaptive human-machine collaboration based on machine learning in an injection moulding manufacturing line. *Procedia CIRP*, 93, 395–400. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.04.119>
- Bi, Z. M., Luo, M., Miao, Z., Zhang, B., Zhang, W. J., & Wang, L. (2021). Safety assurance mechanisms of collaborative robotic systems in manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 67(June 2020). <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.102022>
- Bingol, M. C., & Aydogmus, O. (2020). Practical application of a safe human-robot interaction software. *Industrial Robot*, 47(3), 359–368. <https://doi.org/10.1108/IR-09-2019-0180>
- Bogue, R. (2016). Europe continues to lead the way in the collaborative robot business. *Industrial Robot: An International Journal*.
- Boschetti, G., Bottin, M., Faccio, M., & Minto, R. (2021). Multi-robot multi-operator collaborative assembly systems: a performance evaluation model. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 32(5), 1455–1470. <https://doi.org/10.1007/s10845-020-01714-7>
- Brito, T., Queiroz, J., Piardi, L., Fernandes, L. A., Lima, J., & Leitão, P. (2020). A machine learning approach for collaborative robot smart manufacturing inspection for quality control systems. *Procedia Manufacturing*, 51, 11–18. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.10.003>
- Charalambous, G., Fletcher, S. R., & Webb, P. (2017). The development of a Human Factors Readiness Level tool for implementing industrial human-robot collaboration. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 91(5–8), 2465–2475. <https://doi.org/10.1007/s00170-016-9876-6>
- Chen, Q., Heydari, B., & Moghaddam, M. (2021). Leveraging task modularity in reinforcement learning for adaptable industry 4.0 automation. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 143(7). <https://doi.org/10.1115/1.4049531>
- Chhabra, A., Chhabra, M., & Kumar, V. (2020). *Industrial Cobot Market by Application (Material Handling, Machine Tending, Test/Inspection, Value Added Processing, and Transport), and End User (Automotive, Electronics, Food & Beverages,*

- Manufacturing, Healthcare, and Others): Global Opportunity Analys.*
<https://www.alliedmarketresearch.com/industrial-cobot-market-A06074>
- Colim, A., Faria, C., Braga, A. C., Sousa, N., Rocha, L., Carneiro, P., Costa, N., & Arezes, P. (2020). Towards an ergonomic assessment framework for industrial assembly workstations - A case study. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(9). <https://doi.org/10.3390/app10093048>
- Dalle Mura, M., & Dini, G. (2019). Designing assembly lines with humans and collaborative robots: A genetic approach. *CIRP Annals*, 68(1), 1–4. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2019.04.006>
- Dieber, B., Kacianka, S., Rass, S., & Schartner, P. (2016). *Application-level Security for ROS-based Applications*. 4477–4482.
- Ding, H., Schipper, M., & Matthias, B. (2014). Optimized task distribution for industrial assembly in mixed human-robot environments - Case study on IO module assembly. *IEEE International Conference on Automation Science and Engineering, 2014-Janua*, 19–24. <https://doi.org/10.1109/CoASE.2014.6899298>
- Dobra, Z., & Dhir, K. S. (2020). Technology jump in the industry: human–robot cooperation in production. *Industrial Robot*, 47(5), 757–775. <https://doi.org/10.1108/IR-02-2020-0039>
- Doltsinis, S., Krestenitis, M., & Doulgeri, Z. (2019). A machine learning framework for real-time identification of successful snap-fit assemblies. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 17(1), 513–523.
- Domonkos, M., Dombi, Z., & Botzheim, J. (2020). LED Strip Based Robot Movement Intention Signs for Human-Robot Interactions. *20th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics, CINTI 2020 - Proceedings*, 121–126. <https://doi.org/10.1109/CINTI51262.2020.9305854>
- Eimontaite, I., Gwilt, I., Cameron, D., Aitken, J. M., Rolph, J., Mokaram, S., & Law, J. (2019). Language-free graphical signage improves human performance and reduces anxiety when working collaboratively with robots. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 100(1–4), 55–73. <https://doi.org/10.1007/s00170-018-2625-2>
- El Makrini, I., Merckaert, K., Lefeber, D., & Vanderborght, B. (2017). Design of a collaborative architecture for human-robot assembly tasks. *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 1624–1629.
- El Zaatari, S., Marei, M., Li, W., & Usman, Z. (2019). Cobot programming for collaborative industrial tasks: An overview. *Robotics and Autonomous Systems*, 116, 162–180. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2019.03.003>
- Ender, J., Wagner, J. C., Kunert, G., Larek, R., Pawletta, T., & Guo, F. Bin. (2019). Design of an Assisting Workplace Cell for Human-Robot Collaboration. *2019 International Interdisciplinary PhD Workshop, IIPHDW 2019*, 51–56. <https://doi.org/10.1109/IIPHDW.2019.8755412>
- Faccio, M., Bottin, M., & Rosati, G. (2019). Collaborative and traditional robotic assembly:

- a comparison model. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 102(5–8), 1355–1372. <https://doi.org/10.1007/s00170-018-03247-z>
- Gerbers, R., Mücke, M., Dietrich, F., & Dröder, K. (2016). Simplifying robot tools by taking advantage of sensor integration in human collaboration robots. *Procedia CIRP*, 44, 287–292.
- Gervasi, R., Mastrogiacomo, L., & Franceschini, F. (2020). A conceptual framework to evaluate human-robot collaboration. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 108(3), 841–865. <https://doi.org/10.1007/s00170-020-05363-1>
- Gombolay, M., Bair, A., Huang, C., & Shah, J. (2017). Computational design of mixed-initiative human–robot teaming that considers human factors: situational awareness, workload, and workflow preferences. *International Journal of Robotics Research*, 36(5–7), 597–617. <https://doi.org/10.1177/0278364916688255>
- Gualtieri, L., Rauch, E., & Vidoni, R. (2020). Emerging research fields in safety and ergonomics in industrial collaborative robotics: A systematic literature review. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 67(June 2020), 101998. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.101998>
- Gustavsson, P., Holm, M., Syberfeldt, A., & Wang, L. (2018). Human-robot collaboration - Towards new metrics for selection of communication technologies. *Procedia CIRP*, 72, 123–128. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.156>
- Hentout, A., Aouache, M., Maoudj, A., & Akli, I. (2019). Human–robot interaction in industrial collaborative robotics: a literature review of the decade 2008–2017. *Advanced Robotics*, 33(15–16), 764–799. <https://doi.org/10.1080/01691864.2019.1636714>
- Hovorushchenko, T., Boyarchuk, A., Borovyk, O., Medzaty, D., & Krasovskyi, M. (2020). Structure of multifunctional cooperative robotics system based on the ontological approach. *CEUR Workshop Proceedings*, 2623, 47–56.
- Huang, J., Pham, D. T., Wang, Y., Qu, M., Ji, C., Su, S., Xu, W., Liu, Q., & Zhou, Z. (2020). A case study in human–robot collaboration in the disassembly of press-fitted components. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 234(3), 654–664. <https://doi.org/10.1177/0954405419883060>
- Ionescu, T. B., Fröhlich, J., & Lachenmayr, M. (2020). Improving Safeguards and Functionality in Industrial Collaborative Robot HMIs through GUI Automation. *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA, 2020-Septe*, 557–564. <https://doi.org/10.1109/ETFA46521.2020.9211886>
- Jian, B. L., Tsai, C. S., Kuo, Y. C., & Guo, Y. S. (2021). An image vision and automatic calibration system for universal robots. *Journal of Low Frequency Noise Vibration and Active Control*, 40(1), 347–366. <https://doi.org/10.1177/1461348419874925>
- Johannsmeier, L., & Haddadin, S. (2017). A Hierarchical Human-Robot Interaction-Planning Framework for Task Allocation in Collaborative Industrial Assembly

- Processes. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2(1), 41–48. <https://doi.org/10.1109/LRA.2016.2535907>
- Kadir, B. A., Broberg, O., & Souza Da Conceição, C. (2018). Designing human-robot collaborations in industry 4.0: Explorative case studies. *Proceedings of International Design Conference, DESIGN, 2*, 601–610. <https://doi.org/10.21278/idc.2018.0319>
- Kallweit, S., Walenta, R., & Gottschalk, M. (2016). ROS based safety concept for collaborative robots in industrial applications. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 371, 27–35. https://doi.org/10.1007/978-3-319-21290-6_3
- Kanazawa, A., Kinugawa, J., & Kosuge, K. (2019). Adaptive Motion Planning for a Collaborative Robot Based on Prediction Uncertainty to Enhance Human Safety and Work Efficiency. *IEEE Transactions on Robotics*, 35(4), 817–832. <https://doi.org/10.1109/TRO.2019.2911800>
- Kim, E., Kirschner, R., Yamada, Y., & Okamoto, S. (2020). Estimating probability of human hand intrusion for speed and separation monitoring using interference theory. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 61(May 2019), 101819. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.101819>
- Kinugawa, J., Kanazawa, A., Arai, S., & Kosuge, K. (2017). Adaptive Task Scheduling for an Assembly Task Coworker Robot Based on Incremental Learning of Human's Motion Patterns. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2(2), 856–863. <https://doi.org/10.1109/LRA.2017.2655565>
- Knudsen, M., & Kaivo-Oja, J. (2020). Collaborative Robots: Frontiers of Current Literature. *Journal of Intelligent Systems: Theory and Applications*, June, 13–20. <https://doi.org/10.38016/jista.682479>
- Kragic, D., Gustafson, J., Karaoguz, H., Jensfelt, P., & Krug, R. (2018). Interactive, collaborative robots: Challenges and opportunities. *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2018-July, 18–25. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2018/3>
- Kroeger, O., Wollschläger, F., & Krüger, J. (2020). Low-Cost Embedded Vision for Industrial Robots: A Modular End-of-Arm Concept. *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA, 2020-Septe*, 1301–1304. <https://doi.org/10.1109/ETFA46521.2020.9212093>
- Kyrarini, M., Haseeb, M. A., Ristić-Durrant, D., & Gräser, A. (2018). Robot learning of industrial assembly task via human demonstrations. *Autonomous Robots*, 43(1), 239–257.
- Landi, C. T., Villani, V., Ferraguti, F., Sabattini, L., Secchi, C., & Fantuzzi, C. (2018). Relieving operators' workload: Towards affective robotics in industrial scenarios. *Mechatronics*, 54(August), 144–154. <https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2018.07.012>
- Lasota, P. A., & Shah, J. A. (2015). Analyzing the effects of human-aware motion planning on close-proximity human-robot collaboration. *Human Factors*, 57(1), 21–33. <https://doi.org/10.1177/0018720814565188>

- Lei, X., & Rau, P.-L. P. (2021). Effect of relative status on responsibility attributions in human–robot collaboration: mediating role of sense of responsibility and moderating role of power distance orientation. *Computers in Human Behavior*, 122(January), 106820. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106820>
- Li, Y., Ishi, C. T., Inoue, K., Nakamura, S., & Kawahara, T. (2019). Expressing reactive emotion based on multimodal emotion recognition for natural conversation in human–robot interaction*. *Advanced Robotics*, 33(20), 1030–1041. <https://doi.org/10.1080/01691864.2019.1667872>
- Liu, C., & Tomizuka, M. (2014). Modeling and controller design of cooperative robots in workspace sharing human-robot assembly teams. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, Iros*, 1386–1391. <https://doi.org/10.1109/IROS.2014.6942738>
- Liu, H., & Wang, L. (2020). Remote human–robot collaboration: A cyber–physical system application for hazard manufacturing environment. *Journal of Manufacturing Systems*, 54(November 2019), 24–34. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.11.001>
- Long, P., Chevallereau, C., Chablat, D., & Girin, A. (2018). An industrial security system for human-robot coexistence. *Industrial Robot*, 45(2), 220–226. <https://doi.org/10.1108/IR-09-2017-0165>
- Lopez-Hawa, H., Vanpelt, A., Emmanuel, S., & Yihun, Y. (2019). Automated Scanning Techniques Using UR5. *Journal of Robotics*, 2019. <https://doi.org/10.1155/2019/5304267>
- Lv, Z., & Qiao, L. (2020). Deep belief network and linear perceptron based cognitive computing for collaborative robots. *Applied Soft Computing*, 92, 106300.
- Malik, A. A., & Bilberg, A. (2019). Collaborative robots in assembly: A practical approach for tasks distribution. *Procedia CIRP*, 81, 665–670. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.173>
- Malvankar-Mehta, M. S., & Mehta, S. S. (2015). Optimal task allocation in multi-human multi-robot interaction. *Optimization Letters*, 9(8), 1787–1803. <https://doi.org/10.1007/s11590-015-0890-7>
- MarketsandMarkets. (2020). *Collaborative Robot Market (Cobot) by Payload, Component (End Effectors, Controllers), Application (Handling, Assembling & Disassembling, Dispensing, Processing), Industry (Electronics, Furniture & Equipment), and Geography - Global Forecast to 2026*. <https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/collaborative-robot-market-194541294.html>
- Marvel, J. A., Falco, J., & Marstio, I. (2015). Characterizing task-based human-robot collaboration safety in manufacturing. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 45(2), 260–275. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2014.2337275>
- Mathewson, K. W., & Pilarski, P. M. (2016). Simultaneous control and human feedback in the training of a robotic agent with actor-critic reinforcement learning. *Intelligent Service Robotics*.

- Michalos, G., Makris, S., Spiliotopoulos, J., Misios, I., Tsarouchi, P., & Chrysosolouris, G. (2014). ROBO-PARTNER: Seamless human-robot cooperation for intelligent, flexible and safe operations in the assembly factories of the future. *Procedia CIRP*, 23, 71–76.
- Montgomery, D. C. (2013). *Design and Analysis of Experiments* (Eighth). John Wiley & Sons, Inc.
- Müller, R., Vette, M., & Scholer, M. (2014). Inspector robot - A new collaborative testing system designed for the automotive final assembly line. *Assembly Automation*, 34(4), 370–378. <https://doi.org/10.1108/AA-06-2014-050>
- Murali, P. K., Darvish, K., & Mastrogiovanni, F. (2020). Deployment and evaluation of a flexible human–robot collaboration model based on AND/OR graphs in a manufacturing environment. *Intelligent Service Robotics*, 13(4), 439–457. <https://doi.org/10.1007/s11370-020-00332-9>
- Neto, P., Simão, M., Mendes, N., & Safeea, M. (2018). Gesture-based human-robot interaction for human assistance in manufacturing. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 101(1–4), 119–135. <https://doi.org/10.1007/s00170-018-2788-x>
- Nikolaidis, S., Lasota, P., Ramakrishnan, R., & Shah, J. (2015). Improved human-robot team performance through cross-training, an approach inspired by human team training practices. *International Journal of Robotics Research*, 34(14), 1711–1730. <https://doi.org/10.1177/0278364915609673>
- Pang, G., Deng, J., Wang, F., Zhang, J., Pang, Z., & Yang, G. (2018). Development of flexible robot skin for safe and natural human–robot collaboration. *Micromachines*, 9(11), 576.
- Papanastasiou, S., Kousi, N., Karagiannis, P., Gkournelos, C., Papavasileiou, A., Dimoulas, K., Baris, K., Koukas, S., Michalos, G., & Makris, S. (2019). Towards seamless human robot collaboration: integrating multimodal interaction. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 105(9), 3881–3897. <https://doi.org/10.1007/s00170-019-03790-3>
- Parastegari, S., Noohi, E., Abbasi, B., & Zefran, M. (2018). Failure Recovery in Robot-Human Object Handover. *IEEE Transactions on Robotics*, 34(3), 660–673. <https://doi.org/10.1109/TRO.2018.2819198>
- Pichler, A., Akkaladevi, S. C., Ikeda, M., Hofmann, M., Plasch, M., Wögerer, C., & Fritz, G. (2017). Towards shared autonomy for robotic tasks in manufacturing. *Procedia Manufacturing*, 11, 72–82.
- Realyváñez-Vargas, A., Arredondo-Soto, K. C., García-Alcaraz, J. L., Márquez-Lobato, B. Y., & Cruz-García, J. (2019). Introduction and configuration of a collaborative robot in an assembly task as a means to decrease occupational risks and increase efficiency in a manufacturing company. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 57, 315–328.
- Rojas, R. A., Wehrle, E., & Vidoni, R. (2020). A multicriteria motion planning approach for

- combining smoothness and speed in collaborative assembly systems. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(15). <https://doi.org/10.3390/app10155086>
- Rooker, M., Hofmann, M., Minichberger, J., Ikeda, M., Ebenhofer, G., & Pichler, A. (2014). Quality Inspection performed by a Flexible Robot System. *Proceedings of the Austrian Robotics Workshop 2014, May*, 47–51.
- Sanders, T., Kaplan, A., Koch, R., Schwartz, M., & Hancock, P. A. (2019). The Relationship Between Trust and Use Choice in Human-Robot Interaction. *Human Factors*, 61(4), 614–626. <https://doi.org/10.1177/0018720818816838>
- Schmidbauer, C., Schlund, S., Ionescu, T. B., & Hader, B. (2020). Adaptive task sharing in human-robot interaction in assembly. *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, 2020-Decem*, 546–550. <https://doi.org/10.1109/IEEM45057.2020.9309971>
- Schmidtler, J., Bengler, K., Dimeas, F., & Campeau-Lecours, A. (2017). A questionnaire for the evaluation of physical assistive devices (quead): Testing usability and acceptance in physical human-robot interaction. *2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2017, 2017-Janua*(October), 876–881. <https://doi.org/10.1109/SMC.2017.8122720>
- Süto, S., Forgó, Z., & Tolvaly-Roşca, F. (2017). Simulation Based Human-robot Co-working. *Procedia Engineering*, 181, 503–508. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.02.425>
- Syberfeldt, A., & Ekblom, T. (2019). Improved Automatic Quality Inspections Through the Integration of State-of-the-Art Machine Vision and Collaborative Robots. *Advances in Manufacturing Technology XXXIII: Proceedings of the 17th International Conference on Manufacturing Research, Incorporating the 34th National Conference on Manufacturing Research*, 9, 107–112.
- Tan, Q., Tong, Y., Wu, S., & Li, D. (2019). Modeling, planning, and scheduling of shop-floor assembly process with dynamic cyber-physical interactions: a case study for CPS-based smart industrial robot production. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 105(9), 3979–3989. <https://doi.org/10.1007/s00170-019-03940-7>
- Tsarouchi, P., Makris, S., & Chryssolouris, G. (2016). Human–robot interaction review and challenges on task planning and programming. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 29(8), 916–931.
- Tsarouchi, P., Matthaiakis, A. S., Makris, S., & Chryssolouris, G. (2017). On a human-robot collaboration in an assembly cell. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 30(6), 580–589. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2016.1187297>
- Unhelkar, V. V., Lasota, P. A., Tyroller, Q., Buhai, R. D., Marceau, L., Deml, B., & Shah, J. A. (2018). Human-Aware Robotic Assistant for Collaborative Assembly: Integrating Human Motion Prediction with Planning in Time. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(3), 2394–2401. <https://doi.org/10.1109/LRA.2018.2812906>
- Vicentini, F. (2020). Collaborative Robotics: A Survey. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 143(4), 1–20. <https://doi.org/10.1115/1.4046238>

- Villani, V., Pini, F., Leali, F., & Secchi, C. (2018). Survey on human–robot collaboration in industrial settings: Safety, intuitive interfaces and applications. *Mechatronics*, 55, 248–266.
- Villani, V., Pini, F., Leali, F., Secchi, C., & Fantuzzi, C. (2018). Survey on Human-Robot Interaction for Robot Programming in Industrial Applications. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11), 66–71. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.236>
- Vojić, S. (2020). Applications of collaborative industrial robots. *Machines. Technologies. Materials.*, 14(3), 96–99.
- Vollmer, A. L. (2018). Fears of Intelligent Robots. *ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, 273–274. <https://doi.org/10.1145/3173386.3177067>
- Wang, L., Gao, R., Váncza, J., Krüger, J., Wang, X. V., Makris, S., & Chryssolouris, G. (2019). Symbiotic human-robot collaborative assembly. *CIRP Annals*, 68(2), 701–726. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2019.05.002>
- Wang, T., Li, J., Kong, Z., Liu, X., Snoussi, H., & Lv, H. (2020). Digital twin improved via visual question answering for vision-language interactive mode in human–machine collaboration. *Journal of Manufacturing Systems*, 58(PB), 261–269. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.07.011>
- Wang, W., Li, R., Chen, Y., Diekel, Z. M., & Jia, Y. (2019). Facilitating Human-Robot Collaborative Tasks by Teaching-Learning-Collaboration from Human Demonstrations. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 16(2), 640–653. <https://doi.org/10.1109/TASE.2018.2840345>
- Weckenborg, C., Kieckhäfer, K., Müller, C., Grunewald, M., & Spengler, T. S. (2020). Balancing of assembly lines with collaborative robots. *Spengler T.S.*, 13(1), 93–132. <https://doi.org/10.1007/s40685-019-0101-y>
- Whitsell, B., & Artemiadis, P. (2017). Physical Human-Robot Interaction (pHRI) in 6 DOF with Asymmetric Cooperation. *IEEE Access*, 5(c), 10834–10845. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2708658>
- Zanchettin, A. M., Casalino, A., Piroddi, L., & Rocco, P. (2018). Prediction of human activity patterns for human–robot collaborative assembly tasks. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(7), 3934–3942.
- Zhu, Z., & Hu, H. (2018). Robot learning from demonstration in robotic assembly: A survey. *Robotics*, 7(2), 17.