



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea

A.a. 2024/2025

Sessione di Laurea ottobre 2025

Ottimizzazione del Disassemblaggio: Evoluzione Metodologica e Prospettive Future

Relatori:

Prof.ssa Arianna Alfieri

Prof. Claudio Castiglione

Candidato:

Riccardo Viglione s320145

INDICE

INDICE.....	2
1. INTRODUZIONE	3
2. METODOLOGIA.....	5
3 Pianificazione del disassemblaggio: approcci e metodi	11
3.1 Sequenza ottimale di disassemblaggio	11
3.2 criteri decisionali per il disassemblaggio selettivo	14
3.3 Metodi matematici esatti per il bilanciamento della linea	16
3.3.1 Approcci pionieristici (1999–2017).....	16
3.3.2 Sviluppi recenti con considerazioni ambientali ed economiche (2018–2023).....	20
3.4 Algoritmi evolutivi e metaeuristici	24
3.4.1 Prime applicazioni (2000–2014)	24
3.4.2 Approcci avanzati e scenari complessi (2018–2024)	29
3.5 Applicazioni industriali e casi studio complessi	36
4. CONCLUSIONI	39
5.BIBLIOGRAFIA	40

1. INTRODUZIONE

Negli ultimi anni la sostenibilità è diventata un tema sempre più centrale sia a livello sociale che industriale. Le sfide ambientali legate al consumo eccessivo di risorse naturali, all'inquinamento e alla gestione dei rifiuti hanno spinto le aziende a riconsiderare i propri modelli produttivi adottando comportamenti più idonei al rispetto ambientale, ottimizzando l'uso delle risorse. In questo contesto si è affermata l'economia circolare un paradigma economico che promuove la riduzione degli sprechi e il riutilizzo dei materiali, in contrasto con il tradizionale modello lineare basato su produzione consumo e smaltimento. Uno degli aspetti chiave dell'economia circolare è il riuso dei materiali e dei componenti una pratica che si discosta radicalmente dalla logica del consumo usa-e-getta. In passato una volta esaurita la loro funzione i prodotti venivano smaltiti come rifiuti con un significativo impatto ambientale. [1][2]

Oggi, invece il ciclo di vita di un prodotto può essere esteso attraverso processi di remanufacturing ovvero il ripristino e la rigenerazione di beni usati per riportarli a uno stato pari o addirittura superiore a quello originale. Quando invece non è possibile recuperare nella sua interezza il prodotto si recuperano comunque le singole componenti che verranno poi utilizzate per realizzare nuovi prodotti evitando così sprechi e riducendo la domanda di nuove risorse naturali.

Per rendere possibile il recupero e il riuso delle componenti è necessario un processo noto come disassemblaggio. Questa operazione consiste nello smontaggio di un prodotto nelle sue parti costitutive consentendo il recupero di componenti ancora funzionanti e di materiali riciclabili. Sebbene possa sembrare un'operazione semplice si tratta in realtà di un processo complesso per diverse ragioni.

In primo luogo, molti prodotti non sono stati progettati per essere facilmente smontati. Tradizionalmente i processi produttivi sono stati ottimizzati per l'assemblaggio con l'obiettivo di ridurre i costi e i tempi di produzione senza considerare la possibilità di un futuro smontaggio per il recupero delle risorse. Questo porta a difficoltà tecniche nel disassemblaggio che in alcuni casi può richiedere l'uso di strumenti specializzati o di tecniche invasive che rischiano di compromettere l'integrità delle componenti recuperabili.

In secondo luogo, il disassemblaggio è caratterizzato da un'elevata variabilità e incertezza. A differenza dell'assemblaggio in cui si lavora con materie prime nuove e standardizzate nel disassemblaggio ogni prodotto può presentare condizioni differenti derivanti dall'usura da eventuali guasti o da danni subiti durante il suo utilizzo. Questa variabilità rende difficile pianificare il processo in modo uniforme ed efficiente. Inoltre, il flusso di prodotti destinati al disassemblaggio è imprevedibile e dipende da fattori esterni come i tassi di restituzione, politiche di reso etc....

Un altro elemento di complessità è rappresentato dalla sequenza ottimale di disassemblaggio. Determinare l'ordine più efficiente per smontare un prodotto è una sfida che coinvolge diversi ambiti, tra cui l'ingegneria industriale, la ricerca operativa e l'automazione. La scelta della sequenza incide direttamente sui costi operativi e sull'efficienza del processo influenzando fattori come il tempo necessario per completare lo smontaggio, il numero di operazioni richieste e il grado di danneggiamento delle componenti recuperate. [3][4]

Per affrontare queste sfide negli anni sono stati condotti numerosi studi con l'obiettivo di individuare strategie e modelli matematici in grado di ottimizzare il processo di disassemblaggio.

La letteratura scientifica ha proposto nel tempo diversi approcci per affrontare le problematiche legate al disassemblaggio, tra cui modelli basati su grafi, algoritmi euristici, metodi di programmazione matematica e più recentemente tecniche di ottimizzazione multi-obiettivo e strumenti digitali.

Questa tesi si propone di offrire una rassegna critica e strutturata dei principali approcci presenti in letteratura evidenziandone punti di forza, limiti e potenzialità di applicazione in contesti industriali reali. In particolare, l'analisi si focalizza su:

- Modelli di pianificazione e sequenziamento delle operazioni;
- Ottimizzazione della linea di disassemblaggio con vincoli di capacità, energia e risorse;
- Utilizzo di algoritmi evolutivi e meta euristici per problemi complessi

L'obiettivo principale è quello di individuare le tendenze emergenti e i divari della letteratura, con particolare attenzione al ruolo delle nuove tecnologie e alle prospettive future.

La tesi è articolata in quattro capitoli principali. Il Capitolo 2 illustra la metodologia adottata per l'analisi della letteratura e la selezione degli studi. Il Capitolo 3 costituisce il nucleo centrale del lavoro e raccoglie i principali contributi sulla pianificazione e l'ottimizzazione del disassemblaggio. L'organizzazione segue un criterio tematico: i lavori sono raggruppati per area di ricerca e all'interno di ciascun tema presentati in ordine cronologico. La sezione 3.1 affronta gli studi iniziali sulla sequenza ottimale di disassemblaggio, mentre la sezione 3.2 introduce i criteri decisionali e le regole di prioritizzazione sviluppate a partire dalla metà degli anni Novanta. La sezione 3.3 analizza i modelli matematici esatti per il bilanciamento della linea, la sezione 3.4 presenta l'impiego di algoritmi evolutivi e metaeuristici per la gestione di problemi complessi e infine la sezione 3.5 discute applicazioni industriali avanzate e casi studio caratterizzati da maggiore complessità. Il Capitolo 4 conclude la tesi con una sintesi critica dei risultati e una riflessione sulle prospettive future di ricerca nel campo del disassemblaggio.

2. METODOLOGIA

La presente tesi è di tipo bibliografico e si basa su un'analisi critica della letteratura esistente. L'obiettivo è confrontare i diversi contributi della letteratura evidenziando le differenze metodologiche e mostrando l'evoluzione del tema che è passato da problema teorico e di nicchia a un approccio pratico e sempre più complesso.

Un'analisi preliminare ha mostrato come il problema del disassemblaggio presenti numerose sfaccettature e ambiti applicativi. Alcuni studi si concentrano su settori specifici altri adottano una prospettiva legata alla sostenibilità o all'impatto economico delle operazioni. In questa tesi si è scelto di circoscrivere l'analisi agli studi che mirano a ottimizzare le operazioni di disassemblaggio attraverso algoritmi e modelli matematici con particolare attenzione a tre filoni principali: i primi contributi basati su modelli grafici e sulla ricerca della sequenza ottimale, gli sviluppi successivi legati alla programmazione matematica e infine, le applicazioni che sfruttano algoritmi evolutivi per affrontare problemi ad alta complessità.

La selezione degli articoli è stata condotta sulla base di criteri di pertinenza e rilevanza scientifica. Sono stati considerati la tipologia di problema affrontato, il contesto applicativo, i vincoli presi in esame (ad esempio tempo, costi o integrità delle componenti) e le metriche utilizzate per valutare le performance. Sono stati invece esclusi i lavori troppo specifici, marginali rispetto al tema del sequenziamento o scarsamente significativi ai fini dell'analisi proposta.

A seguito di questa analisi preliminare 56 articoli sono stati ritenuti rilevanti e analizzati nel corpo della tesi. Essi sono stati organizzati per tematica e all'interno di ciascun tema presentati in ordine cronologico per mettere in luce l'evoluzione metodologica. I contributi sono stati confrontati tra loro per evidenziare punti di forza, criticità e limiti ancora aperti in letteratura.

Nella tabella 1 è possibile notare che la distribuzione nel tempo degli articoli selezionati mostra una crescita progressiva poiché l'attenzione verso il disassemblaggio è aumentata: da argomento di nicchia a tema di ampia diffusione.

Nella tabella 2 sono riportati i titoli selezionati, con evidenza dell'algoritmo utilizzato e del contesto di applicazione.

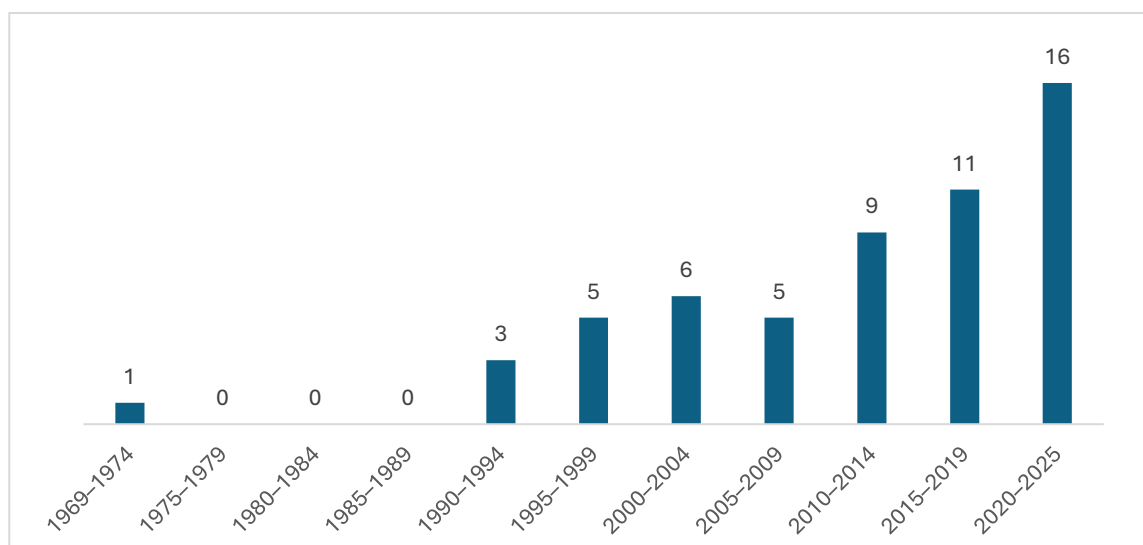


Tabella 1- Distribuzione temporale articoli

Anno	Autori	Titolo	Metodo/Algoritmo	Contesto
1974	Elliott Fahlman, Scott	A Planning System for Robot Construction Tasks	Pianificazione robotica	Generale
1990	De Mello L.S.H.; Sanderson A.C.	AND/OR Graph Representation of Assembly Plans	Modelli grafici AND/OR	Pianificazione generale
1992	Laperrière, L.; ElMaraghy, H.A.	Planning of Products Assembly and Disassembly	Modelli grafici AND/OR + GAPP	Pianificazione generale
1993	Lee, Sukhan; Yi, Chun-sik	Force-Based Reasoning in Assembly Planning	Modelli grafici forze	Pianificazione generale
1996	Guide Jr., V.D.R.; Srivastava, R.; Kraus, M.E.	Product Structure Complexity and Scheduling of Operations in Recoverable Manufacturing	Regole di priorità	Generale
1998	Veerakamolmal, P.; Gupta, S.M.	Design of an Integrated Component Recovery System	Modelli grafici Albero	Elettronica
1998	Veerakamolmal, P.; Gupta, S.M.	High-mix/Low-volume Batch of Electronic Equipment Disassembly	Modelli grafici albero	Elettronica
1999	Lambert, A.J.D.	Optimal Disassembly Sequence Generation for Combined Material Recycling and Part Reuse	Modelli grafici albero + matrice	Generale
1999	Gungor, Askiner; Gupta, S.M.	Issues in Environmentally Conscious Manufacturing and Product Recovery: A Survey	Review	Produzione sostenibile
2000	Kaebernick, H.; O'Shea, B.; Grewal, S.S.	Method for Sequencing the Disassembly of Products	Modelli grafici Cluster Graph	Generale

2000	Huang, H.-H.; Wang, M.; Johnson, M.R.	Disassembly Sequence Generation Using a Neural Network Approach	Reti neurali	Bilanciamento linea evolutivi
2001	Seo, K.-K.; Park, J.-H.; Jang, D.-S.	Optimal Disassembly Sequence Using Genetic Algorithms Considering Economic and Environmental Aspects	Algoritmi genetici	Bilanciamento linea evolutivi
2003	McGovern, S.M.; Gupta, S.M.	Greedy Algorithm for Disassembly Line Scheduling	Greedy algorithm	Linea disassemblaggio
2004	Rios, P.J.; Stuart, J.A.	Scheduling Selective Disassembly for Plastics Recovery in an Electronics Recycling Center	Regole priorità Schedulazione selettiva	Elettronica
2004	Udomsawat, G.; Gupta, S.M.; Kamarthi, S.V.	Multi-kanban Mechanism for Personal Computer Disassembly	Multi-kanban	Elettronica
2005	Guide, V.D.R.; Souza, G.C.; van der Laan, E.	Performance of Static Priority Rules for Shared Facilities in a Remanufacturing Shop with Disassembly and Reassembly	Regole priorità	Remanufacturing
2006	McGovern, S.M.; Gupta, S.M.	Ant Colony Optimization for Disassembly Sequencing with Multiple Objectives	Ant Colony Optimization	Bilanciamento linea evolutivi
2007	McGovern, S.M.; Gupta, S.M.	A Balancing Method and Genetic Algorithm for Disassembly Line Balancing	Algoritmi genetici	Bilanciamento linea evolutivi
2007	Giudice, F.; Fargione, G.	Disassembly Planning of Mechanical Systems for Service and Recovery: A Genetic Algorithms Based Approach	Algoritmi genetici	Bilanciamento linea evolutivi Meccanica
2009	Gan, S.; Su, C.	Inventory Control for Remanufacturing System with Stochastic Product Returns	Multikanban+ incertezza tasso arrivo	Remanufacturing
2010	Denizel, M.; Ferguson, M.; Souza, G.	Multiperiod Remanufacturing Planning with Uncertain Quality of Inputs	Multikanban + incertezza qualità prodotti	Remanufacturing
2011	Tseng, Y.-J.; Yu, F.-Y.; Huang, F.-Y.	A Green Assembly Sequence Planning Model with a Closed-Loop Assembly and Disassembly Sequence Planning Using a Particle Swarm Optimization Method	Particle Swarm Optimization	Bilanciamento linea evolutivi
2012	Nakashima, K.; Gupta, S.M.	A Study on the Risk Management of Multi Kanban System in a Closed Loop Supply Chain	MultiKanban	Supply chain

2012	Lu, C.; Liu, Y.-C.	A Disassembly Sequence Planning Approach with an Advanced Immune Algorithm	Algoritmo immune	Bilanciamento linea evolutivi
2013	Bentaha, M.L.; Battaïa, O.; Dolgui, A.	A Stochastic Formulation of the Disassembly Line Balancing Problem	MIP	Bilanciamento Linea disassemblaggio
2013	Kalayci, C.B.; Gupta, S.M.	Simulated Annealing Algorithm for Solving Sequence-Dependent Disassembly Line Balancing Problem	Simulated Annealing	Bilanciamento linea evolutivi
2013	Kalayci, C.B.; Gupta, S.M.	Artificial Bee Colony Algorithm for Solving Sequence-Dependent Disassembly Line Balancing Problem	Artificial Bee Colony	Bilanciamento linea evolutivi
2014	Bentaha, M.L.; Battaïa, O.; Dolgui, A.	A Sample Average Approximation Method for Disassembly Line Balancing Problem under Uncertainty	MIP adatto a prodotti complessi	Linea disassemblaggio
2014	Xia, K. et al.	Disassembly Sequence Planning Using a Simplified Teaching–Learning-Based Optimization Algorithm	TLBO	Bilanciamento linea evolutivi
2016	Priyono, A.; Ijomah, W.; Bititci, U.	Disassembly for Remanufacturing: A Systematic Literature Review, New Model Development and Future Research Needs	Review	Generale
2016	Stahel, Walter R.	The Circular Economy	Review	Generale
2017	Geissdoerfer, M. et al.	The Circular Economy – A New Sustainability Paradigm?	Review	Economia circolare
2017	Lage Junior, M.; Godinho Filho, M.	Master Disassembly Scheduling in a Remanufacturing System with Stochastic Routings	Routing stocastici	Linea disassemblaggio
2018	Kim, D.-H.; Doh, H.-H.; Lee, D.-H.	Multi-Period Disassembly Levelling and Lot-Sizing for Multiple Product Types with Parts Commonality	Lot-sizing, multi-periodo	Linea disassemblaggio
2018	Liu, K.; Zhang, Z.-H.	Capacitated Disassembly Scheduling under Stochastic Yield and Demand	Outer Approximation (OA)	Incertezza Linea disassemblaggio
2018	Ren, Y. et al.	An Asynchronous Parallel Disassembly Planning Based on Genetic Algorithm	Algoritmi genetici	Sequenza disassemblaggio
2018	Gao et al.	An Energy-Saving Optimization Method of Dynamic Scheduling for Disassembly Line.	ABC algorithm	Linea disassemblaggio

2019	Ehm, F.	A Data-Driven Modeling Approach for Integrated Disassembly Planning and Scheduling	MIP	Linea disassemblaggio
2019	Fang, Y. et al.	Evolutionary Many-Objective Optimization for Mixed-Model Disassembly Line Balancing with Multi-Robotic Workstations	PBEA	Linea disassemblaggio+ robot
2019	Tian, G. et al.	Modeling and Planning for Dual-Objective Selective Disassembly Using AND/OR Graph and Discrete Artificial Bee Colony	Artificial Bee Colony	Linea disassemblaggio
2020	Slama, I.; Ben-Ammar, O.; Dolgui, A.; Masmoudi, F.	New Mixed Integer Approach to Solve a Multi-level Capacitated Disassembly Lot-Sizing Problem with Defective Items and Back-logging	MIP	Linea disassemblaggio + economia
2020	Xu, W. et al.	Disassembly Sequence Planning Using Discrete Bees Algorithm for Human-Robot Collaboration in Remanufacturing	Modified ABC	Linea disassemblaggio+ robot
2021	Darghouth, M.N.; Abdel-Aal, M.	A Capacitated Disassembly Scheduling Problem Considering Processing Technology Selection and Parts Commonality	MILP	Linea disassemblaggio+ economia+ ambiente
2021	Fu, Y. et al.	Stochastic Multi-Objective Integrated Disassembly-Reprocessing-Reassembly Scheduling via Fruit Fly Optimization Algorithm	Fruit Fly Optimization	Linea disassemblaggio
2021	Xie, J.; Li, X.; Gao, L.	Disassembly Sequence Planning Based on a Modified Grey Wolf Optimizer	Grey Wolf Optimizer	Sequenza disassemblaggio
2022	Guo, X. et al.	Stochastic Hybrid Discrete Grey Wolf Optimizer for Multi-Objective Disassembly Sequencing and Line Balancing Planning in Disassembling Multiple Products	Simulated Annealing + Multi-objective Discrete Grey Wolf Optimizer	Sequenza disassemblaggio
2022	Yuan, G. et al.	Capacitated Multi-Objective Disassembly Scheduling with Fuzzy Processing Time via a Fruit Fly Optimization Algorithm	Fruit Fly Optimization	Sequenza disassemblaggio
2022	Liang, P.; Fu, Y.; Gao, K.; Sun, H.	An Enhanced Group Teaching Optimization Algorithm for Multi-product Disassembly Line Balancing Problems	Teaching Optimization	Linea disassemblaggio
2022	Sergio, M.; Franciosi, C.; Iannone, R.	An Approach to Evaluate the Impact of the Introduction of a Disassembly Line in Traditional Manufacturing Systems	Analisi economica	Linea disassemblaggio
2023	Tian, G.; Zhang, C.; Fathollahi-Fard, A.M.; Li, Z.; Zhang, C.; Jiang, Z.	An Enhanced Social Engineering Optimizer for Solving an Energy-Efficient Disassembly Line Balancing Problem Based on Bucket Brigades and Cloud Theory	SE Optimizer	Linea disassemblaggio

2023	Zhan, C. et al.	Environment-oriented Disassembly Planning for End-of-life Vehicle Batteries Based on an Improved Northern Goshawk Optimization Algorithm	Northern Goshawk Optimizer	Linea disassemblaggio
2023	Münker, S.; Göppert, A.; Schmitt, R.H.	Suitability of CAD-based Disassembly Sequence Plans for Flexible Remanufacturing	CAD-based planning	Sequenza ottima automatizzata
2023	Ehm, F.	Scheduling and Process Planning for the Dismantling Shop with Flexible Disassembly Mode and Recovery Level	MOGA	Linea disassemblaggio
2024	Guo, X.; Zhou, L.; Zhou, M.; Wang, W.; Wang, J.; Qi, L.	Balancing Human-robot Collaborative Disassembly Line by Using Dingo Optimization Algorithm	Dingo Optimization	Linea disassemblaggio + robot
2024	Thomas, C.; Schaus, P.	A Constraint Programming Approach for Aircraft Disassembly Scheduling	Constraint Programming	Disassemblaggio complesso
2025	Formentini, Giovanni et al.	A Review of Disassembly Systems for Circular Product Design	Review	Generale

Tabella 2 - titoli selezionati

3 Pianificazione del disassemblaggio: approcci e metodi

3.1 Sequenza ottimale di disassemblaggio

Nei primi studi sul disassemblaggio l'attenzione si è concentrata principalmente sulla determinazione della sequenza ottimale delle operazioni con l'obiettivo di massimizzare l'efficienza e ridurre i tempi di smontaggio. Questi approcci, sviluppati a partire da metodologie concepite per l'assemblaggio, erano caratterizzati da una logica deterministica e da una rappresentazione formale del problema tramite modelli grafici e algoritmi di ottimizzazione esatta.

I primi studi grafici presentati sono molto complessi e adatti quindi a prodotti strutturati: uno dei primi contributi è quello del 1990 di De Mello et al.[5] che introduce l'uso dei grafi AND/OR per rappresentare tutte le possibili sequenze di assemblaggio e per estensione di disassemblaggio. Il modello propone una struttura flessibile in grado di gestire la variabilità operativa superando i precedenti approcci sequenziali che prevedevano un ordine fisso delle operazioni stabilito a priori [6]. La flessibilità del grafo consente una gestione adattiva particolarmente utile nel disassemblaggio dove l'incertezza è spesso elevata. Si tratta tuttavia di un metodo la cui complessità aumenta col crescere dei nodi come evidenzia la figura 1.

TABLE I NUMBERS OF NODES IN THE GRAPH OF ASSEMBLY STATES AND IN THE AND/OR GRAPH					
N	Strongly Connected Assemblies		Weakly Connected Assemblies		N
	Graph of Assembly States $ C_P $	AND/OR Graph $ S_P $	Graph of Assembly State $ C_P $	AND/OR Graph $ S_P $	
1	1	1	1	1	1
2	2	3	2	3	2
3	5	7	4	6	3
4	15	15	8	10	4
5	52	31	16	15	5
6	203	63	32	21	6
7	877	127	64	28	7
8	4140	255	128	36	8
9	21 147	511	256	45	9
10	115 975	1023	512	55	10
11	678 570	2047	1024	66	11
12	4 213 597	4095	2048	78	12
13	27 644 437	8191	4096	91	13
14	190 899 322	16 383	8192	105	14
15	1 382 958 545	32 767	16 384	120	15

Fig. 1 complessità combinatoria crescente fonte: [5]

Laperriere et al. [7] 1992 presentano un software innovativo GAPP, che punta a semplificare il problema senza perdere la molteplicità delle soluzioni. Vengono introdotti due vincoli fisici, di accessibilità e di fattibilità geometrica per limitare il numero di sequenze possibili rispetto a [5] le quali rallentano significativamente la ricerca della soluzione soprattutto per prodotti complessi. Grazie a questi vincoli, vengono generate solo sequenze realistiche e fattibili. Tuttavia, GAPP risulta uno strumento complesso da programmare e richiede molte informazioni dettagliate, risultando quindi meno indicato per prodotti semplici.

Lee e Yi 1994 [8] propongono un approccio innovativo basato su un grafo di forze. Ogni collegamento tra parti è modellato con un arco con una capacità che rappresenta la forza necessaria a separare le componenti, identificando sottoassiemi smontabili in modo fisicamente realistico.

Questo approccio permette una riduzione significativa della complessità rispetto ai metodi grafici puramente logici ed è particolarmente utile in contesti automatizzati o robotici dove è importante considerare le effettive forze coinvolte nelle operazioni. Inoltre, è un metodo pensato ad hoc per il disassemblaggio rendendolo idoneo, dunque a tutti i prodotti, a differenza dei metodi presentati in [5] e [7] che sono applicabili solo a prodotti reversibili in quanto sono studi dove la costruzione dei grafi parte dall'assemblaggio.

Nell'ottica di trovare metodi adatti a prodotti meno complessi nel 1998 Veerakamolmal e Gupta [9] propongono un approccio più snello e specifico nel campo dei prodotti elettronici con l'obiettivo di individuare sequenze ottime di disassemblaggio più gestibili e applicabili a sistemi reali con minore complessità strutturale. Viene proposto un grafo ad albero dove la sequenza ottima è il percorso con il minor tempo di esecuzione. Questo approccio pur risultando efficace per i prodotti target dello studio manca di flessibilità e non è adatto a prodotti complessi o a situazioni in cui siano necessarie scelte dinamiche durante il processo di smontaggio come previsto invece nei modelli presentati in precedenza. Inoltre, lo studio fa un passo indietro rispetto ad [8] non essendo adatto a prodotti non reversibili.

Gli stessi autori nello stesso anno [10] propongono un'estensione dello studio orientata a superare le criticità legate all'applicabilità del modello ad albero. In particolare, si sottolinea come molti prodotti elettronici presentino strutture simili tra loro suggerendo la possibilità di creare piani di disassemblaggio condivisi per famiglie di prodotti piuttosto che sviluppare ogni volta un nuovo albero specifico. Questo approccio, oltre a semplificare la pianificazione consente di ridurre i tempi di inattività e ottimizzare le operazioni comuni. La proposta rappresenta quindi un primo tentativo di standardizzazione e riutilizzo della conoscenza di processo mantenendo comunque un livello accettabile di efficienza operativa.

Partendo da un grafo ad albero, Lambert nel 1999 [11] propone un metodo matematico per individuare la sequenza ottimale di disassemblaggio. La sua proposta consiste nel trasformare il grafo in una matrice di transizione e applicare un algoritmo di programmazione matematica (MIP) per trovare la soluzione a costo minimo. Si tratta di uno dei primi modelli in letteratura che integra considerazioni di tipo economico nel processo di disassemblaggio. Un risultato rilevante emerso da questo studio è che lo smontaggio completo del prodotto non è sempre la scelta economicamente più vantaggiosa. Il modello consente di inserire vincoli aggiuntivi e di esplorare soluzioni sub-ottimali, rendendolo adatto anche a prodotti complessi e modulari. Tuttavia, come nei modelli presentati in [9] e [10] anche in questo caso viene restituita una sola soluzione ottimale, senza la proposta di alternative.

Nel 2000 Kaebernick et al. [12] introducono il Cluster Graph, un modello che tiene conto non solo della sequenza logica ma anche degli strumenti e delle attrezzature necessarie per eseguire ciascuna operazione ottimizzando i tempi di cambio utensile e favorendo la parallelizzazione delle operazioni: il metodo consente infatti di valutare la possibilità di parallelizzare le operazioni di smontaggio quando queste non condividono lo stesso attrezzo e di minimizzare le operazioni che includono attività come il cambio utensile o lo spostamento del pezzo tra diverse postazioni. Come nello studio [10] c'è dunque un tentativo di ottimizzare le operazioni comuni.

Rispetto ai modelli basati su strutture ad albero [9] [10][11] o logiche AND/OR [5], il metodo del *Cluster Graph* si dimostra più efficace nell'ottimizzare la gestione operativa del processo di

disassemblaggio riducendo i tempi complessivi e favorendo l'esecuzione simultanea di operazioni indipendenti.

Tuttavia, l'efficacia di questo approccio è controbilanciata da una maggiore complessità nella costruzione del modello che richiede una quantità significativa di dati di dettaglio. Inoltre, presenta limiti di scalabilità: un cambiamento nella disponibilità delle attrezzature (ad esempio, la rottura di uno strumento o la riduzione del numero di macchinari) può rendere il grafo obsoleto richiedendo una ricostruzione completa del modello.

Gli studi di questa fase hanno gettato le fondamenta teoriche per la pianificazione del disassemblaggio, introducendo modelli capaci di rappresentare tutte le possibili sequenze e di identificare quella ottimale. Gli AND/OR graph [5] hanno offerto la massima flessibilità nella gestione di alternative e imprevisti a costo però di un'elevata complessità di costruzione. Gli studi successivi sono andati nella direzione di semplificare senza perdere del tutto la flessibilità [7][8]. All'estremo opposto si trovano i grafi ad albero [9][10][11] più immediati su prodotti semplici ma con limitata adattabilità. Modelli come i grafi di forze [8] e i cluster graph [12] hanno introdotto progressivamente elementi di realismo fisico e considerazioni operative, anticipando l'esigenza di integrare vincoli pratici ed economici nella definizione della sequenza ottimale.

In tutti gli studi la costruzione manuale del grafo rappresenta un limite rilevante nei casi complessi a causa della crescita esponenziale delle alternative ponendo seri limiti alla scalabilità. In un contesto tecnologico odierno l'integrazione con sistemi di intelligenza artificiale potrebbe compensare queste criticità permettendo l'adattamento dinamico della sequenza in funzione delle condizioni operative. Questi contributi, pur non ancora orientati a un'adozione industriale su larga scala hanno definito il linguaggio concettuale e metodologico con cui la comunità scientifica affronterà in seguito il problema, aprendo la strada alle tecniche di ottimizzazione più sofisticate che verranno presentate nei capitoli successivi.

3.2 criteri decisionali per il disassemblaggio selettivo

Nel capitolo precedente sono stati presentati gli approcci focalizzati sulla sequenza ottimale di disassemblaggio, cioè sulla definizione dell'ordine migliore per smontare tutte le componenti. In questo capitolo invece ci si concentra sulle strategie decisionali per la selezione e l'ordine delle operazioni nel contesto del disassemblaggio selettivo. Non si mira necessariamente a smontare tutte le parti ma a privilegiare alcune componenti in base a criteri economici, ambientali e tecnologici. Le regole di priorità e le strategie operative, oltre ai vincoli tecnici e temporali, riflettono la complessità crescente di questi processi. Gli studi qui analizzati evidenziano come tali criteri influenzino direttamente l'efficacia, la sostenibilità e l'efficienza delle operazioni di disassemblaggio selettivo.

Nel 1996 Guide Jr et al. [13] propongono uno dei primi contributi sulle regole di priorità nel disassemblaggio considerato non più un'attività isolata ma come fase strategica del remanufacturing che include anche rilavorazione e riassemblaggio. Lo studio analizza l'efficacia di diverse regole di priorità tramite simulazioni a eventi discreti considerando complessità dei prodotti, operazioni obbligatorie o probabilistiche e capacità limitata dei centri produttivi.

All'interno della simulazione vengono testate sedici regole di priorità. I risultati evidenziano un aspetto controintuitivo ma rilevante: non emerge una regola universalmente migliore delle altre. Al contrario, le regole più semplici in particolare quelle basate sulla data di scadenza dei job (come la Earliest Due Date (EDD)) risultano tra le più efficaci fornendo prestazioni uguali o superiori a quelle di regole più complesse. Anche per quanto riguarda le strategie di gestione del disassemblaggio i risultati suggeriscono che le quattro modalità testate (tra cui FIFO e LIFO) non mostrano differenze significative nelle prestazioni rendendo preferibile l'adozione dell'approccio più semplice da implementare.

Viene inoltre analizzata una strategia proattiva a due fasi basata sul raggiungimento di una soglia di disponibilità dei componenti per accelerare il processo produttivo. Tuttavia, i risultati ottenuti mostrano che tale strategia non comporta benefici concreti: se da un lato si riduce la variabilità dall'altro si osserva un aumento del tempo medio di attraversamento (flow time) rendendola nel complesso meno vantaggiosa.

Un successivo contributo significativo in questo ambito è fornito da Rios et al. (2004) [14] dove testano nuove regole e ampliano anche lo sguardo su nuovi materiali.

In particolare, lo studio si focalizza sul recupero mirato della plastica mediante strategie operative simulate in un contesto industriale realistico, proseguendo dunque l'interesse per un ambito maggiormente gestionale.

Lo studio utilizza simulazioni a eventi discreti in contesti industriali realistici testando tre regole di priorità:

- SDT (Size per Disassembly Time): priorità ai prodotti che richiedono tempi di disassemblaggio maggiori
- PWT(p): priorità ai prodotti che consentono un recupero più rapido e in quantità maggiore di plastica
- Regola ibrida: combinazione delle due precedenti.

I risultati mostrano che SDT e PWT(p) producono performance simili confermando che in ambienti ad alta variabilità la scelta della regola di priorità ha impatto limitato e suggerendo che la regola più semplice (SDT) sia preferibile. Lo studio evidenzia inoltre la necessità di sviluppare criteri economici per il pricing dei servizi di disassemblaggio integrando così la dimensione gestionale accanto a quella operativa.

Un successivo studio di Guide Jr et al. (2005) [15] estende l'analisi del 1996 sulle regole di priorità nel disassemblaggio introducendo maggiore complessità e realismo. In particolare, il modello considera un impianto di remanufacturing in cui oltre al disassemblaggio dei prodotti alcuni articoli vengono rilavorati come unità singole senza smontaggio. Vengono inoltre introdotti elementi di stocasticità: gli arrivi dei prodotti seguono un processo di Poisson e i tempi di rilavorazione dei componenti sono variabili riflettendo l'incertezza tipica delle operazioni industriali. I prodotti analizzati restano comunque semplificati, con al massimo due componenti. I risultati confermano quanto osservato nei lavori precedenti: le regole di priorità più semplici in particolare la First Come First Served (FCFS), pur non essendo ottimali in senso assoluto forniscono performance molto vicine al miglior risultato possibile risultando quindi preferibili per la loro trasparenza e facilità di implementazione.

In sintesi, gli studi di Guide Jr. et al. [13][15] e di Rios et al. [14] confermano l'importanza di adottare approcci semplici, robusti e adattabili alle condizioni operative, specialmente in contesti ad alta variabilità e con risorse limitate. Questo breve capitolo è un ponte tra i primi studi dedicati alla sequenza ottima con disassemblaggio totale agli studi successivi dedicati alla linea. In questo capitolo, infatti, ci si inizia a interrogare in modo più profondo su come gestire il disassemblaggio a livello gestionale.

3.3 Metodi matematici esatti per il bilanciamento della linea

3.3.1 Approcci pionieristici (1999–2017)

Con il crescente interesse per la sostenibilità ambientale e l'introduzione di normative sempre più stringenti il disassemblaggio ha iniziato ad essere concepito non più come un'attività isolata ma come parte integrante di un processo industriale strutturato su larga scala.

Nel 1999, Gungor e Gupta [16] evidenziavano il ruolo centrale del disassemblaggio nei processi di recupero dei prodotti a fine vita, sottolineandone però costi elevati, tempi lunghi e rischi per gli operatori. La loro analisi indicava la necessità di sistemi automatizzati e di modelli decisionali specifici capaci di integrare obiettivi economici e ambientali, oltre a una maggiore coerenza normativa a livello globale.

A partire dal 2003, dunque, la ricerca ha cominciato a orientarsi verso una nuova direzione: la progettazione e ottimizzazione delle linee di disassemblaggio. Questo passaggio ha segnato una svolta significativa. Il problema non era più solamente quello di trovare la sequenza ottima per un singolo prodotto ma di gestire in modo efficiente il disassemblaggio di più prodotti in serie ripartendo le operazioni tra diverse stazioni di lavoro.

In questa nuova prospettiva, gli studi precedenti non vengono abbandonati ma ripresi e integrati in un'ottica più ampia e sistemica. Nascono così i primi modelli di Disassembly Line Balancing (DLB), ispirati ai classici problemi di bilanciamento delle linee di assemblaggio ma adattati alle peculiarità e complessità del disassemblaggio. Questi primi modelli hanno come scopo trovare una soluzione ottima.

Lo studio del 2003 di McGovern S.M. e Gupta S.M. [17] si inserisce in questo filone proponendo un modello con molteplici obiettivi: minimizzare il numero di postazioni di lavoro, bilanciare la linea assicurando tempi di inattività simili tra le workstation, rimuovere prioritariamente le parti pericolose per sicurezza o ambiente e successivamente quelle con maggiore domanda commerciale quando i tempi di rimozione sono equivalenti. Lo studio valorizza inoltre le parti disassemblate a fini di riutilizzo o rivendita senza compromettere l'ottimizzazione temporale complessiva.

Il modello adotta una strategia in due fasi: un algoritmo greedy per costruire una soluzione iniziale che riduce il numero di postazioni, seguito da un'euristica hill climbing che riequilibra i carichi di lavoro tra stazioni adiacenti, evitando il sovraccarico tipico di un greedy puro.

Rispetto agli approcci focalizzati solo sulla sequenza ottimale questo studio introduce considerazioni gestionali e logistiche mostrando come un approccio ibrido permetta di ottenere soluzioni di buona qualità in tempi computazionali contenuti.

Tuttavia, il modello presenta alcune semplificazioni che ne limitano l'applicabilità in contesti reali, come l'assunzione di tempi di rimozione costanti e prodotti privi di difetti o varianti strutturali.

Vista la variabilità del problema emerge la necessità di affiancare alla progettazione statica della linea anche strumenti di gestione dinamica dei flussi materiali. È in questo contesto che si colloca lo studio di Udomsawat et al. [18] che hanno introdotto un sistema di controllo operativo dinamico basato su una logica pull multi-kanban per gestire i flussi dei materiali in modo flessibile.

L'obiettivo è duplice: da un lato rispondere efficacemente alla domanda specifica di componenti recuperati dall'altro minimizzare l'accumulo di inventario inutilizzato in un contesto produttivo fortemente influenzato dalla variabilità della domanda, dalla diversità strutturale dei prodotti dismessi e dalla rapida obsolescenza tecnologica.

Viene confrontato un modello push tradizionale con uno pull con controllo multi-kanban. Il push garantisce disponibilità immediata ma genera alti livelli di inventario con relativi costi e rischi di obsolescenza; al contrario, i sistemi pull attivano il recupero solo in presenza di una domanda effettiva riducendo le scorte ma aumentando il rischio di stock out. Applicato a componenti di computer il modello pull ha dimostrato di ridurre sensibilmente l'inventario rispetto all'approccio push migliorando la reattività complessiva del processo. Tuttavia, richiede un controllo continuo e accurato delle scorte intermedie monitorabili solo tramite personale specializzato o strumenti avanzati

Nel 2009 Gan et al. [19] proseguendo le ricerche di Udomsawat et al. [18] sulla gestione dinamica della linea mediante tecniche pull introducono maggiore realismo considerando l'incertezza del tasso di ritorno dei prodotti tipica delle fasi di disassemblaggio ma assente nell'assemblaggio. Il modello analizza un sistema di remanufacturing a prodotto singolo, con gestione di due magazzini distinti (prodotti finiti e prodotti usati) utilizzando una politica pull a revisione periodica. L'obiettivo è minimizzare il costo medio per ciclo (incluso costi di acquisto, remanufacturing, setup, stoccaggio e smaltimento) determinando i lotti ottimali di smontaggio e di reintegro. Si osserva che finché le oscillazioni del tasso di ritorno non superano una certa soglia le quantità ottimali restano invariate. Il modello è validato tramite simulazioni Monte Carlo che confermano le analisi teoriche; tuttavia, per valori elevati dei parametri l'approccio richiede algoritmi euristici per ottenere soluzione in tempi accettabili. Inoltre, non è considerato lo smaltimento per i prodotti non riutilizzabili e la domanda è considerata deterministica per semplificazione.

Nello stesso anno, Denizel et al. [20] spostano l'attenzione dalla variabilità nei tassi di arrivo dei prodotti analizzata in [19] alla variabilità della qualità dei prodotti in ingresso, fattore critico nel processo di disassemblaggio. Lo stato dei prodotti restituiti può infatti variare sensibilmente influenzando tempi di lavorazione e pianificazione delle risorse. Per affrontare questa incertezza gli autori propongono un modello di programmazione stocastica multistadio in grado di operare efficacemente in molteplici scenari senza basarsi su valori medi che rischierebbero di sottostimare i casi sfavorevoli. I risultati numerici, basati su dati reali mettono in luce come i parametri più influenti sulla redditività siano i costi di remanufacturing e i valori di recupero dei materiali mentre costi associati a inventario e backlog risultano avere un impatto minore. Questo offre importanti indicazioni pratiche per la gestione operativa, in particolare per ottimizzare il bilanciamento tra costi e benefici nel recupero dei prodotti. Inoltre, lo studio si distingue per l'efficacia computazionale riuscendo a risolvere rapidamente casi reali anche se la complessità del modello cresce esponenzialmente con l'aumentare delle classi qualitative e dei periodi considerati limitandone la scalabilità. In questo senso, una possibile evoluzione del modello potrebbe prevedere l'integrazione con l'approccio di Gan et al. [19] che considera la variabilità nei tassi di arrivo così da sviluppare un framework più completo e robusto per la gestione delle incertezze nel remanufacturing. Questo amplierebbe la capacità decisionale e la flessibilità operativa, elementi fondamentali per migliorare la redditività e la sostenibilità delle attività di disassemblaggio.

A quasi un decennio di distanza da Udomsawat et al. [18] Nakashima et al. (2012) [21] estendono il modello multikanban oltre il settore dei personal computer applicandolo a una gamma più ampia di prodotti. L'obiettivo è verificare la robustezza e l'adattabilità del sistema pull multikanban in scenari di disassemblaggio più generici, mantenendo però l'approccio non distruttivo e completo allo smontaggio. Una novità importante rispetto al lavoro precedente è l'integrazione dei ricavi economici derivanti dal recupero di materiali e componenti che sposta la prospettiva dal solo impatto ambientale a una visione strategica di reverse logistics come leva anche economica. I risultati mostrano che il sistema pull riesce a soddisfare la maggior parte degli ordini generando ricavi superiori al modello push e contenendo al contempo i livelli di inventario. Il modello push, pur garantendo disponibilità costante, ha invece prodotto scorte elevate con costi di stoccaggio e inefficienze gestionali. Nonostante questi progressi il modello non considera la variabilità nei flussi o nella domanda, limitandone il realismo e lasciando spazio a sviluppi futuri.

Nel 2013 Bentaha et al. [22] propongono un modello di programmazione lineare mista intera stocastica a due fasi per affrontare l'incertezza nei tempi di lavorazione. Questi tempi sono trattati come variabili casuali indipendenti con distribuzioni di probabilità note, tipicamente di tipo normale, così da rappresentare in modo più realistico la variabilità dovuta alle condizioni operative e allo stato dei prodotti a fine vita. Le relazioni di precedenza sono descritte attraverso grafi AND/OR, come modellizzato da De Mello et al. [5]. L'obiettivo è assegnare le operazioni alle postazioni di lavoro minimizzando il costo totale della linea comprensivo anche dei costi di mancato completamento entro il tempo di ciclo. Rispetto a Denizel et al. [20], che si concentrano sull'incertezza qualitativa dei prodotti e la traducono in scenari multipli a medio-lungo termine Bentaha et al. [22] adottano una prospettiva operativa di breve periodo modellando direttamente la variabilità dei tempi qualunque ne sia la causa (qualità, usura o altre condizioni). La qualità dei prodotti influisce sui tempi di smontaggio ma qui l'effetto è incorporato nella distribuzione probabilistica senza passare per scenari qualitativi espliciti.

Tuttavia, l'assunzione di indipendenza e conoscenza esatta delle distribuzioni dei tempi può risultare restrittiva in contesti reali e la mancata considerazione esplicita di altre fonti di variabilità come la quantità di prodotti in arrivo ne limita la portata in scenari produttivi più complessi.

Gli stessi autori l'anno successivo [23] propongono un'evoluzione diretta del loro studio [22] con l'obiettivo di sviluppare una metodologia computazionale efficace per la risoluzione di problemi di dimensioni rilevanti. In particolare, il nuovo studio introduce l'uso della Sample Average Approximation (SAA), una strategia che approssima il problema originale mediante campionamenti Monte Carlo e consente di ottenere stime affidabili della soluzione ottima, accompagnate da intervalli di confidenza al 95% e informazioni sulla qualità della soluzione attraverso il calcolo dei divari di ottimalità. Questo approccio supera alcuni limiti del modello originario principalmente legati alla difficoltà computazionale nell'affrontare problemi di grandi dimensioni con tempi di lavorazione incerti. Tuttavia, permangono le altre criticità e il costo computazionale, sebbene migliorato, può crescere esponenzialmente in presenza di un elevato numero di nodi e relazioni AND/OR.

Lo studio di Lage Jr. et al. [24] (2017) rappresenta un significativo avanzamento nella modellazione della variabilità nel disassemblaggio introducendo formalmente un paradigma probabilistico legato ai percorsi di lavorazione dei componenti. A differenza dei modelli precedenti che si concentrano principalmente sull'incertezza nei tempi di lavorazione [22][23] o sulla variabilità qualitativa dei

prodotti in ingresso [20] questo lavoro pone al centro l'incertezza nei percorsi di disassemblaggio stessi, cioè nelle operazioni effettivamente necessarie per ciascun componente in funzione del suo stato.

In particolare, ogni parte ha una probabilità associata di seguire uno specifico percorso di disassemblaggio che riflette condizioni diverse, ad esempio, una parte danneggiata che richiede più operazioni rispetto a una in buono stato. Questo approccio consente di rappresentare in modo realistico la variabilità intrinseca al processo, superando la rigidità dei modelli precedenti che non consideravano percorsi multipli o variabili.

Per contenere la complessità computazionale, il modello limita l'analisi a due percorsi e a un singolo componente chiave, basandosi su osservazioni empiriche secondo cui spesso solo una componente incide significativamente sul costo totale di remanufacturing. L'uso di modelli matematici semplici implementabili in strumenti accessibili come Microsoft Excel ne garantisce scalabilità e applicabilità industriale.

Nonostante la semplicità, il modello fornisce un quadro operativo realistico per progettare e ottimizzare le linee di disassemblaggio. Tuttavia, limitare i percorsi e considerare un solo componente chiave può costituire un vincolo in scenari più complessi, suggerendo la necessità di ulteriori sviluppi per estendere la modellazione a sistemi più articolati.

L'analisi degli studi mostra come la ricerca sul disassemblaggio sia evoluta da approcci statici e focalizzati sulla sequenza ottimale per singoli prodotti a modelli più realistici, integrati e dinamici capaci di gestire variabilità di domanda, qualità e tempi di lavorazione. I modelli recenti adottano strumenti probabilistici e stocastici per aumentare l'applicabilità industriale pur con alcune limitazioni di scalabilità.

Questa progressione apre la strada all'analisi dei metodi esatti più recenti che saranno illustrati nel sottocapitolo successivo, evidenziando come l'attenzione alla variabilità e alla gestione operativa stia rendendo il disassemblaggio sempre più efficiente, sostenibile e industrialmente praticabile.

3.3.2 Sviluppi recenti con considerazioni ambientali ed economiche (2018–2023)

In questo capitolo si analizzano le evoluzioni più recenti di ottimizzazione della linea con i metodi esatti con lo scopo di accrescere sempre più il realismo dei problemi rappresentati andando ad arricchire le analisi con considerazioni economiche e di impatto ambientale. In questa fase, i modelli proposti sono sempre più sofisticati e multidimensionali, combinando aspetti logistici, economici e ambientali in un unico framework decisionale.

Kim et al. (2018) [25] affrontano congiuntamente due problemi di disassemblaggio solitamente trattati separatamente: il lot-sizing, ovvero la definizione di quando e quanto smontare e il disassembly levelling, ossia fino a che punto smontare i prodotti. L'integrazione delle due decisioni consente di evitare soluzioni subottimali o addirittura non realizzabili nella pratica. Il modello proposto gestisce scenari con più tipologie di prodotto caratterizzate da parts commonality, ossia componenti condivisi tra prodotti diversi.

Un elemento innovativo introdotto dallo studio è la possibilità di definire livelli di smontaggio variabili consentendo che prodotti dello stesso tipo seguano percorsi di disassemblaggio differenti. Poiché il calcolo della soluzione ottima risulta oneroso, gli autori adottano un approccio euristico a due fasi: la prima prevede la costruzione di una soluzione iniziale mediante algoritmo greedy seguita da una fase di miglioramento in cui vengono eliminate operazioni di smontaggio non necessarie. Tale impostazione a due fasi riprende l'approccio di McGovern et al. [17], adattandolo ad un contesto differente. Nonostante l'efficacia e l'elevata efficienza computazionale dimostrate lo studio mantiene un'impostazione deterministica e non considera l'incertezza della domanda aspetto che limiti la capacità del modello di rappresentare scenari reali caratterizzati da mercati secondari variabili.

Nel 2018, Liu et al. [26] propongono un modello finalizzato a minimizzare il costo totale atteso. Le principali novità del modello riguardano la gestione dell'incertezza: la domanda è considerata non deterministica e segue una distribuzione normale mentre la resa dei componenti è incerta e modellata tramite una distribuzione uniforme. Il problema viene risolto mediante un algoritmo di Outer Approximation (OA). Dallo studio emerge che la variabilità della resa ha un impatto maggiore rispetto a quella della domanda giustificando l'approccio di alcuni studi che trattano la domanda come deterministica. Un limite del lavoro è che considera un singolo prodotto principale alla volta rendendo il modello non immediatamente applicabile a linee multiprodotto.

Nel 2019 Ehm [27] propone un modello MIP per la pianificazione integrata delle sequenze di smontaggio e l'allocazione delle macchine disponibili modellate con tempi di lavoro diversi e la possibilità di eseguire un'unica operazione alla volta in modo da essere realistiche. Il modello introduce la gestione di processi alternativi e paralleli aumentando il realismo rispetto ai modelli tradizionali che consideravano la parallelizzazione solo a livello di sequenziamento come, ad esempio Kaebernick et al. [12]. Per testare il modello gli autori sviluppano un generatore automatico di dati di smontaggio che crea strutture simili a prodotti reali consentendo confronti e validazione. I risultati mostrano che il modello fornisce soluzioni di alta qualità ma presenta limiti di scalabilità: per linee con più di dieci prodotti o oltre 300 operazioni non garantisce la soluzione ottima in tempi ragionevoli, sebbene produca comunque risultati gestionalmente utili.

Un altro limite dello studio è l'assenza di considerazioni di incertezza che rappresenta un passo indietro rispetto agli studi precedenti di Kim et al.[25] e Liu et al. [26].

Slama et al. (2020) [28] introducono una rappresentazione più fedele della complessità reale dei sistemi di disassemblaggio, affrontando il problema del dimensionamento dinamico dei lotti (Dynamic Lot Sizing – DLS) in un contesto di capacità limitata e con una molteplicità di vincoli operativi realistici. In particolare, il modello considera simultaneamente: la possibilità di acquisti esterni per soddisfare la domanda, la presenza di difettosi tra i disassemblati, tempi di setup per i macchinari e una gestione di ordini arretrati con penalizzazioni economiche.

Tutti i vincoli sono integrati in un problema di programmazione mista intera (MIP) con obiettivo di massimizzazione del profitto netto. Tale profitto è calcolato come la differenza tra i ricavi generati dalla vendita delle componenti recuperate e i costi totali sostenuti comprensivi di costi operativi, di approvvigionamento esterno, di mantenimento scorte, eventuali penalità per ordini arretrati e attivazione della capacità extra. Si evidenzia dunque un interesse anche di tipo economico come nello studio di Nakashima et al. (2012) [21], che si concentrava sull'ottimizzazione dei ricavi generati dalle componenti rigenerate, senza però integrare i costi operativi o di sistema. Lo studio risulta efficiente su problemi di piccola media scala e mostra che l'aumento della capacità di disassemblaggio porta maggiore profitto e minore dipendenza con il mercato esterno ma non sempre a livello economico è conveniente disassemblare. Il modello è pensato per linee multiprodotto a differenza di ciò che avviene in Liu et al. [26].

Lo studio di Dargouth et al. (2023) [29] evolve i progressi modellistici introdotti nello studio precedente da Slama et al. [28] unendoli con le preoccupazioni crescenti riguardo all'efficienza energetica sempre più presenti nella società.

Un aspetto fin qui trascurato in tutti gli studi analizzati è l'impatto sull'ambiente che ha il disassemblaggio: è sempre stato sottolineato l'aspetto positivo di questa tecnica che permette di recuperare materiali destinati alle discariche evitando produzioni da zero ma ci si è interrogati poco sugli impatti ambientali che anche il disassemblaggio ha e si è trascurata la ricerca di minimizzare al massimo i consumi. Integrano il risparmio energetico a livello operativo in una funzione obiettivo complessa che tiene conto anche dei costi di setup, avvio, magazzino, backlog e acquisizione materiali. Questi elementi vengono inseriti all'interno di un modello MILP (Mixed Integer Linear Programming) multiprodotto e multi-periodo che si pone l'obiettivo di minimizzare il costo totale del disassemblaggio inteso come somma di diverse componenti: costi di setup e avvio delle operazioni, costi energetici associati alle tecniche selezionate, costo di acquisto dei materiali, costo di mantenimento dell'inventario, costo del backlog associato alla domanda insoddisfatta.

Il modello presenta alcune assunzioni che semplificano i calcoli matematici, in particolare, l'assenza di difetti nei prodotti da disassemblare che rappresenta un passo indietro rispetto allo studio precedente di Slama et al. [28]. I risultati mostrano che per orizzonti brevi (5 periodi), il modello trova soluzioni ottimali in tempi ragionevoli ma con l'aumentare dell'orizzonte temporale (10–15 periodi) la crescita combinatoria del numero di variabili binarie compromette la capacità di trovare l'ottimo con deviazioni fino al 51%. Tuttavia, anche in tali condizioni, il modello fornisce soluzioni gestionalmente utili.

Dallo studio emergono anche due importanti insight:

1. l'incremento del numero di tecniche disponibili porta a una diminuzione significativa del backlog dimostrando che una maggiore flessibilità tecnologica migliora la capacità di soddisfare la domanda.
2. l'aumento della capacità riduce i costi totali fino a un certo punto oltre il quale si raggiunge un plateau, segnalando che gli investimenti oltre soglia non sono economicamente giustificati.

Per sviluppi futuri, sarebbe opportuno introdurre considerazioni più approfondite in merito all'impatto ambientale delle operazioni, ad esempio, includendo metriche quali la carbon footprint o più in generale indicatori ambientali capaci di quantificare l'inquinamento associato alle diverse scelte tecnologiche e logistiche.

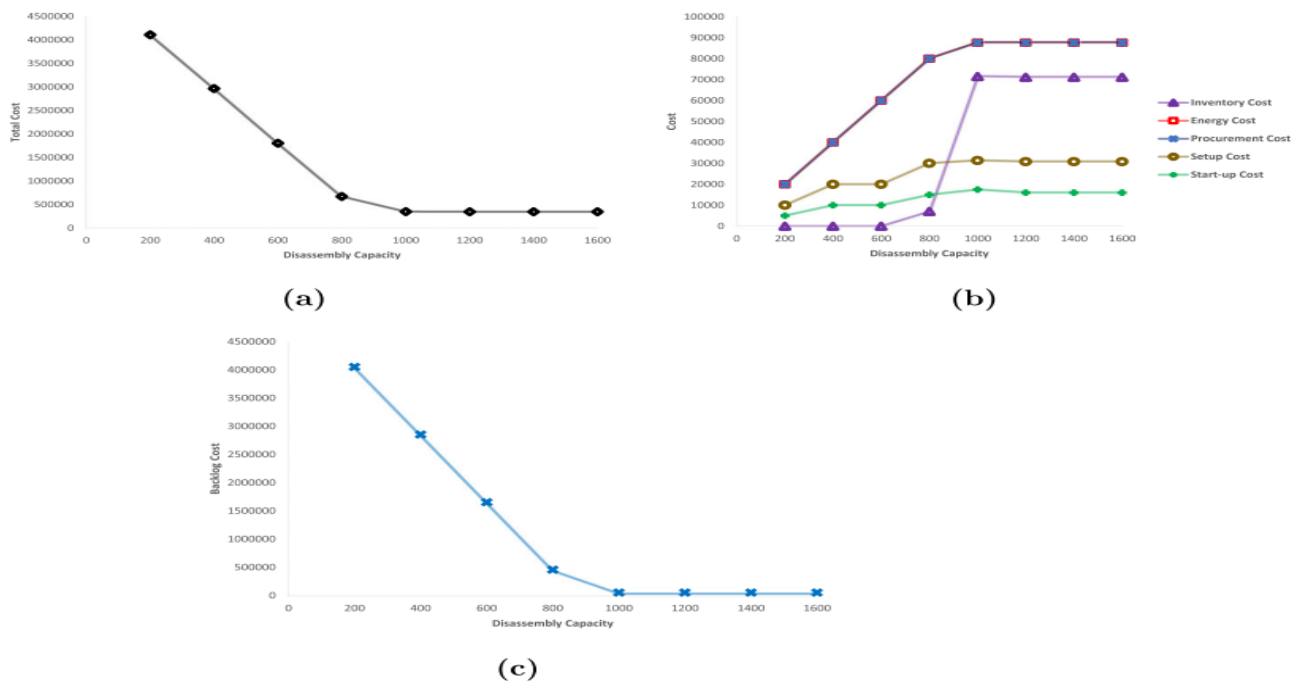


Fig. 2- Insight studio fonte: [29]

Gli studi analizzati mostrano come i modelli MILP per il disassemblaggio siano diventati sempre più realistici e multidimensionali integrando vincoli gestionali, obiettivi economici e considerazioni energetiche. In particolare, essi hanno introdotto percorsi di smontaggio variabili, gestione dei componenti comuni, incertezza su domanda e resa, processi alternativi e paralleli e ottimizzazione della capacità e delle scelte operative. Tuttavia, ottenere soluzioni ottime in tempi accettabili richiede spesso di semplificare i vincoli o limitarsi a prodotti relativamente semplici. Per questa ragione, in parallelo agli studi sui metodi esatti, un altro filone di ricerca si è concentrato sugli algoritmi

evolutivi. Nel capitolo seguente verranno analizzati questi algoritmi con la stessa struttura adottata finora: dapprima i contributi pionieristici e successivamente gli sviluppi più recenti.

3.4 Algoritmi evolutivi e metaeuristici

3.4.1 Prime applicazioni (2000–2014)

Parallelamente allo sviluppo dei modelli MILP per la pianificazione del disassemblaggio, la letteratura ha visto emergere un filone di ricerca basato su algoritmi evolutivi e metaeuristici. Questi approcci sono nati per affrontare i limiti dei metodi esatti, offrendo soluzioni efficienti anche in presenza di problemi di grande scala, complessi o multi-obiettivo dove la ricerca ottimale diventava impraticabile.

In questa sezione, l'analisi è organizzata secondo una prospettiva storica e metodologica: nella prima parte vengono presentati i contributi storici dal 2000 al 2014 che hanno introdotto le prime applicazioni di algoritmi evolutivi al problema della pianificazione delle sequenze di disassemblaggio. Questi studi hanno permesso di affrontare problemi non risolvibili con metodi esatti o di ottenere soluzioni più rapide sperimentando strategie ispirate a processi naturali come l'evoluzione, l'immunità biologica o il comportamento collettivo di api e formiche. Tuttavia, essi hanno spesso trascurato l'incertezza tipica del disassemblaggio facendo ricorso a forti semplificazioni e sono stati testati soltanto su prodotti con un numero limitato di componenti, lasciando aperti interrogativi sulla loro applicabilità ai casi reali.

La seconda parte è dedicata agli sviluppi più recenti caratterizzati da algoritmi più sofisticati e scalabili capaci di gestire scenari multi-obiettivo complessi e prodotti con un numero elevato di componenti. Questa organizzazione consente di seguire l'evoluzione metodologica del filone mostrando come le difficoltà iniziali siano state progressivamente superate attraverso innovazioni nei meccanismi di ricerca, nella gestione dei vincoli e nell'efficienza computazionale.

Uno dei primi contributi che utilizza algoritmi evolutivi applicati al disassemblaggio è quello di Huang et al. (2000) [30] che propongono una rete neurale artificiale ricorrente ispirata al funzionamento del cervello umano. Nella prima fase tramite un grafo ad albero arricchito da un indice economico associato ad ogni operazione, si stabiliscono le operazioni profittevoli da effettuare proponendo dunque strategie parziali e non distruttive. Successivamente si utilizza la rete artificiale in grado di affrontare problemi di ottimizzazione combinatoria analoghi al Traveling Salesman Problem. Essa è addestrata per minimizzare i costi e massimizzare i profitti, producendo una sequenza di smontaggio valida. Il metodo mostra la massima efficacia in scenari con grandi quantità di prodotti identici come nelle linee di riciclo industriali dove l'addestramento può essere pienamente sfruttato. Tuttavia, il modello presenta alcune criticità: la rete può convergere verso soluzioni non valide rendendo necessario un riavvio del processo con perdita di tempo e richiede una fase di addestramento che limita la flessibilità rispetto a prodotti molto variabili.

Nel 2001 Seo et al. [31] propongono un algoritmo genetico (GA) per determinare la sequenza ottimale di disassemblaggio massimizzando i ricavi come Huang et al. [30] ma allo stesso tempo minimizzando l'impatto ambientale. Il valore complessivo dello smontaggio viene calcolato integrando due aspetti: da un lato i ricavi economici, dall'altro la valutazione ambientale ottenuta tramite un'analisi LCA che individua i fattori ambientali chiave e una TCA che stima i costi di prevenzione dell'inquinamento. L'algoritmo genetico, ispirato al principio dell'evoluzione naturale, rappresenta ogni sequenza di smontaggio come un cromosoma mentre l'insieme delle possibili soluzioni

costituisce la popolazione. Attraverso cicli iterativi (generazioni) le soluzioni vengono combinate e selezionate al fine di convergere verso l'ottimo. Rispetto al modello di Huang et al. [30], il GA risulta più flessibile e applicabile a prodotti eterogenei oltre che più efficiente dal punto di vista computazionale. Tuttavia, lo studio presenta alcune limitazioni: i test sono condotti su prodotti relativamente semplici composti da un massimo di dieci componenti lasciando aperti interrogativi sull'efficacia dell'approccio in scenari più complessi. Inoltre, non vengono considerate né le incertezze operative né la variabilità del processo.

Nel 2006 McGovern et al.[32] propongono un approccio innovativo basato sull'algoritmo Ant Colony Optimization (ACO) applicato al disassemblaggio. L'algoritmo si ispira al comportamento delle colonie di formiche che individuano percorsi ottimali verso la fonte di cibo attraverso il rilascio di feromoni: maggiore è il numero di passaggi su un cammino più questo diventa probabile. L'obiettivo è minimizzare simultaneamente il numero di postazioni di lavoro, i tempi di inattività e i cambi di direzione durante il processo di smontaggio dando al contempo priorità a componenti pericolosi e ad alta domanda. Gli obiettivi sono organizzati in ordine gerarchico: in primo luogo il bilanciamento delle postazioni, seguito dalla gestione dei componenti pericolosi, dalla rimozione dei pezzi richiesti e infine dalla riduzione dei cambi di direzione.

Lo studio mostra che l'ACO è in grado di generare soluzioni rapide e vicine all'ottimo anche in problemi di grande scala (fino a 80 componenti), dove i metodi esaustivi diventano impraticabili. I risultati evidenziano che l'algoritmo trova quasi sempre un numero di workstation pari a quello ottimale o superiore di una sola unità e valori di bilanciamento entro il 10% dall'ottimo. Le prestazioni sugli altri criteri sono invece subordinate: la gestione dei pezzi pericolosi e richiesti risulta sub-ottimale, mentre la direzione di rimozione è quella più penalizzata, coerentemente con la gerarchia di priorità stabilita dal modello. Rispetto a Seo et al. [31] lo studio non considera dimensioni economiche o ambientali. Inoltre, un limite intrinseco dell'approccio è la natura stocastica delle soluzioni: a parità di condizioni l'algoritmo può produrre risultati diversi in esecuzioni differenti.

L'anno successivo gli stessi autori [33] propongono un nuovo algoritmo evolutivo in questo caso genetico (GA), ispirato ai principi della selezione naturale e dell'evoluzione biologica, per affrontare il problema di ottimizzazione dello smontaggio. Gli obiettivi sono esattamente gli stessi dello studio precedente basato su ACO. Le soluzioni ottenute sono rapide e generalmente molto vicine all'ottimo, dimostrando l'efficacia dei GA in problemi discreti e multicriterio di disassemblaggio. Rispetto ad ACO [32], GA mostra una maggiore stabilità dei risultati nelle diverse esecuzioni riducendo l'impatto di stocasticità tipica delle colonie di formiche. Tuttavia, risulta essere meno scalabile su problemi di grandi dimensioni.

Nello stesso anno Giudice et al.[34] propongono anch'essi un modello basato su algoritmi genetici, con due approcci distinti per il disassemblaggio: il primo orientato al servizio, mira a individuare rapidamente e in modo economico un singolo componente specifico risultando particolarmente adatto sia per operazioni di manutenzione sia come supporto alla progettazione di prodotti facilmente smontabili; il secondo orientato al recupero, seleziona i componenti da smontare in base a criteri economici e ambientali integrando considerazioni assenti nello studio [33] basato anch'esso su GA. Questo duplice approccio amplia la prospettiva sull'uso dei GA, mostrando come lo stesso strumento possa essere adattato a finalità molto diverse dal supporto alla progettazione alla massimizzazione dei benefici economici e ambientali.

Nel 2011 Tseng et al. [35] propongono un algoritmo evolutivo basato su Particle Swarm Optimization (PSO) ispirato al comportamento degli stormi di uccelli pensato per affrontare in modo integrato sia l'assemblaggio sia il disassemblaggio dei prodotti, superando i limiti di scalabilità degli algoritmi GA [31][33][34] e ACO [32]. L'approccio rappresenta entrambe le operazioni in matrici derivate da grafi di precedenza consentendo al PSO di generare sequenze ottimali minimizzando i costi totali e rispettando vincoli multipli. Si ottengono risultati promettenti con tempi di calcolo contenuti anche su prodotti complessi. Rispetto ai modelli precedenti, il PSO mostra maggiore stabilità rispetto all'ACO e migliore scalabilità rispetto ai GA, oltre a gestire simultaneamente assemblaggio e disassemblaggio configurandosi come un approccio più efficiente e sostenibile.

Nel 2012 Lu et al. [36] propongono un approccio innovativo alla pianificazione delle sequenze di disassemblaggio introducendo un algoritmo immunitario avanzato (AIA) ispirato al sistema immunitario biologico. L'obiettivo è superare i limiti emersi negli studi precedenti: gli algoritmi genetici (GA)[31][33][34] si sono dimostrati veloci ma soggetti al rischio di generare soluzioni non valide o di rimanere bloccati in ottimi locali; le reti neurali ricorrenti[30] risultano efficaci in scenari specifici ma poco adatte a prodotti complessi con numerose componenti; l'Ant Colony Optimization (ACO)[27] è in grado di generare sequenze valide anche per problemi di grande scala, ma mostra lentezza nelle prime fasi di convergenza; la Particle Swarm Optimization (PSO)[35] si distingue per semplicità ed efficienza ma tende a soffrire di convergenza prematura.

Un limite comune a molti approcci precedenti è la scarsa attenzione alla stabilità fisica dei componenti durante lo smontaggio: ad esempio, la rimozione di una vite può compromettere la tenuta del pezzo superiore con conseguenze sulla fattibilità della sequenza. Viene dunque introdotta la Enhanced Support Matrix che tiene conto anche degli elementi di fissaggio (viti, bulloni) garantendo una rappresentazione più realistica della stabilità dei componenti durante lo smontaggio.

Il confronto diretto con ACO dimostra che AIA ottiene risultati analoghi ma con il vantaggio di richiedere il 75% di generazioni in meno risultando più rapido ed efficiente. Tuttavia, lo studio presenta alcune limitazioni: è stato testato solo su un caso relativamente semplice e non sono stati considerati vincoli pratici aggiuntivi come tempi di smontaggio variabili, costi di manodopera o incertezze operative. Inoltre, i parametri ottimali dell'algoritmo (probabilità di mutazione, frequenza di vaccinazione, ecc.) sono stati determinati empiricamente, sollevando dubbi sulla generalizzazione dei risultati a prodotti più complessi.

Kalayci et al. (2013) [37] propongono il simulated Annealing (SA), un nuovo algoritmo metaeuristico, ispirato al processo di raffreddamento controllato dei metalli. Rispetto allo studio precedente l'algoritmo considera non solo i vincoli di precedenza ma anche le dipendenze operative, ossia come l'ordine di smontaggio dei componenti influenzi i tempi delle operazioni, aumentando significativamente la complessità del problema e rendendolo irrisolvibile con metodi esatti.

L'algoritmo esplora lo spazio delle soluzioni accettando occasionalmente configurazioni peggiori con una probabilità decrescente controllata dal parametro di "temperatura" favorendo così la ricerca globale e superando i minimi locali. La qualità dei risultati dipende fortemente dalla scelta della temperatura iniziale, dalla legge di raffreddamento e dal numero di iterazioni evidenziando la sensibilità dell'approccio ai parametri di configurazione.

Nello stesso anno gli stessi autori propongono un nuovo studio in cui analizzano l'algoritmo Artificial Bee Colony (ABC) [38] ispirato al comportamento delle api nella ricerca di cibo e lo confrontano con diversi algoritmi precedentemente analizzati stilando una graduatoria di efficienza e rapidità nel risolvere uno specifico problema. Anche in questo studio, come nel precedente, gli autori considerano le dipendenze operative aumentando il realismo e la complessità del modello.

ABC viene confrontato con: GA [31][33][34], ACO [32], SA [37], Tabu Search (TS), PSO [36] e River Formation Dynamics (RFD) ottenendo risultati migliori o equivalenti soprattutto in termini di qualità delle soluzioni multi-obiettivo. In particolare, sono stati testati due scenari.

Nel primo scenario, più semplice, relativo a un prodotto con dieci componenti, tutti gli algoritmi trovano la soluzione ottima con velocità nettamente superiore rispetto alla ricerca esaustiva; tuttavia, SA, PSO e TS risultano essere i più rapidi.

Nel secondo scenario, più complesso, relativo a un cellulare con venticinque componenti la ricerca esaustiva non è in grado di trovare la soluzione. Tra gli algoritmi evolutivi tutti riescono a trovare la soluzione ottimale per l'obiettivo di minimizzazione delle workstation, mentre per gli altri tre obiettivi a performare meglio è ABC. La classifica finale per questo scenario è la seguente: $ABC > GA > SA > PSO > TS > RFD > ACO$.

In conclusione, ABC risulta essere l'algoritmo migliore nel complesso sebbene non sia il più veloce nei casi più semplici.

Xia et al. (2014) [39] introducono l'algoritmo Teaching-Learning-Based Optimization (TLBO), ispirato al processo di insegnamento e apprendimento, adattandolo al problema discreto del disassemblaggio attraverso una variante denominata Simplified TLBO (STLBO). La novità principale risiede nell'introduzione di operatori in grado di garantire sequenze valide rispettando i vincoli di precedenza tra componenti, superando così una delle limitazioni dell'approccio originale.

L'algoritmo è stato testato su due problemi: nel primo, l'obiettivo è minimizzare il tempo di disassemblaggio mentre nel secondo l'obiettivo è minimizzare il costo di disassemblaggio. In entrambi i test STLBO risulta migliore di Genetic Algorithm (GA) sia in termini di rapidità di convergenza sia di qualità delle soluzioni trovate, mentre risulta generalmente più lento di Simplified Swarm Optimization (SSO) pur producendo soluzioni più vicine all'ottimo.

Tuttavia, due test considerano un solo obiettivo alla volta senza testare l'algoritmo su scenari multi-obiettivo che rappresentano casi più realistici e complessi di pianificazione del disassemblaggio.

In questo sottocapitolo sono stati analizzati i primi contributi che applicano algoritmi evolutivi al disassemblaggio. Gli studi presentati condividono alcune limitazioni comuni: la natura stocastica degli algoritmi non garantisce l'ottimo globale i test sono stati condotti su prodotti con pochi componenti, lasciando dubbi sull'effettiva applicabilità a scenari complessi e non sono state considerate le incertezze tipiche dei processi di disassemblaggio.

Il sottocapitolo successivo analizzerà i contributi più recenti, sviluppati per superare questi limiti e rendere gli algoritmi evolutivi più scalabili, robusti e adatti a problemi realistici.

Nella Tabella 3 è riportata una sintesi dei punti di forza e dei limiti dei principali algoritmi trattati in questo sottocapitolo.

Algoritmo	Punti di forza	Limiti
Rete Neurale Ricorrenti	Adatto per grandi quantità di prodotti identici, strategie parziali e non distruttive	Richiede addestramento, convergenza non sempre valida, poca flessibilità su prodotti variabili
GA (Genetic Algorithm)	Flessibile, adatto a prodotti eterogenei, efficiente dal punto di vista computazionale	Scarsa scalabilità su problemi grandi, ottimo non garantito, test su prodotti semplici
ACO (Ant Colony Optimization)	Soluzioni vicine all'ottimo anche per grandi problemi, rapido	Sub-ottimale per priorità secondarie, stocastico
Artificial Immune Algorithm (AIA)	maggior attenzione alla stabilità fisica dei componenti, rapidità di convergenza rispetto ad ACO	test limitati a casi semplici, assenza di vincoli pratici aggiuntivi, parametri empirici non generalizzabili
SA (Simulated Annealing)	Ricerca globale, superamento minimi locali	Sensibile ai parametri, complessità aumentata dalle dipendenze operative
PSO (Particle Swarm Optimization)	Scalabile, stabile, gestisce assemblaggio e disassemblaggio simultaneamente	Parametri da calibrare, test su prodotti complessi ancora limitati
ABC (Artificial Bee Colony)	Ottimo in scenari multi-obiettivo, eccellente su problemi complessi	Non sempre il più veloce in scenari semplici
TLBO / STLBO (Teaching-Learning-Based Optimization)	Garantisce sequenze valide, migliori risultati di GA su problemi semplici	Generalmente più lento di PSO, test su obiettivi singoli

Tabella 3- Vantaggi e limiti degli algoritmi evolutivi presentati

3.4.2 Approcci avanzati e scenari complessi (2018–2024)

A partire dal 2018 si osserva un'evoluzione significativa delle metaeuristiche applicate al disassemblaggio con una duplice tendenza: da un lato l'integrazione di nuovi obiettivi legati all'energia, ai costi e alla sostenibilità dall'altro la gestione di scenari più complessi come linee multi-robot, sistemi multiprodotto e contesti industriali caratterizzati da incertezza.

Un primo esempio di evoluzione degli algoritmi evolutivi è lo studio del 2018 di Gao et al.[40] che affina l'uso dell'algoritmo ABC [38] integrando in modo dettagliato la dimensione energetica nel modello. Il lavoro amplia la valutazione dei consumi includendo non solo le operazioni di smontaggio ma anche fattori spesso trascurati come tempi di attesa, cambi utensile, variazioni del flusso e consumi da inattività delle workstation. Viene enfatizzato il ruolo strategico della gestione dei consumi inattivi che, pur non generando direttamente output produttivo possono rappresentare una quota rilevante del fabbisogno energetico complessivo. La validazione su un caso studio industriale mostra riduzioni energetiche significative e una distribuzione più equilibrata del carico di lavoro. Permangono nello studio alcune limitazioni come la mancata considerazione di routing incerti e della variabilità della domanda limitando l'applicabilità industriale.

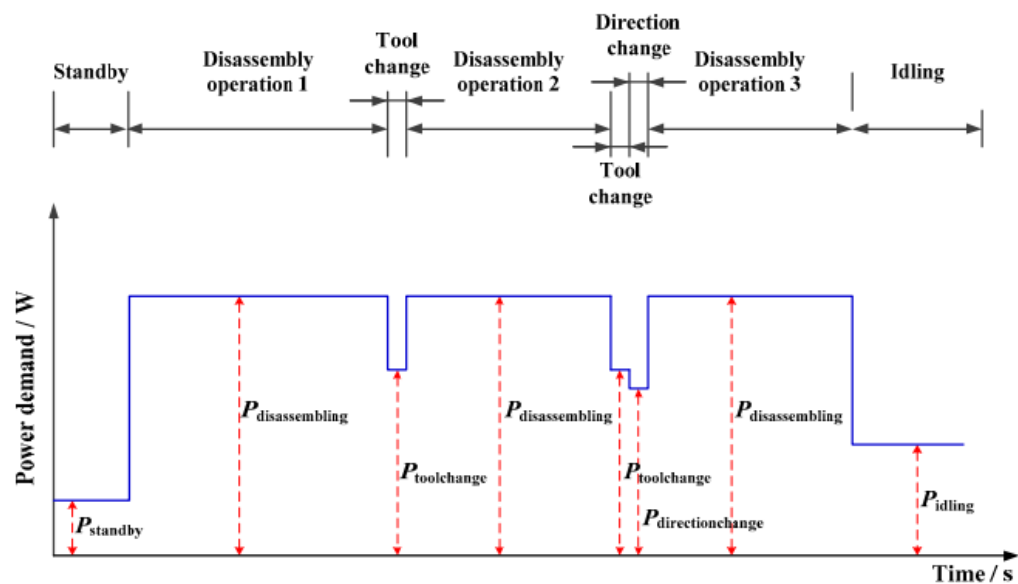


Fig 3- consumi energetici fonte: [40]

Sempre nel 2018 Rene et al.[41] ampliano la prospettiva proponendo un algoritmo genetico (GA) per il disassemblaggio di prodotti di grande dimensione per affrontare l'APDP (asynchronous PDP), un'estensione del problema di disassemblaggio parallelo. Rispetto al tradizionale SPDP la variante asincrona consente a un manipolatore di smontare un pezzo appena disponibile senza attendere il completamento delle altre operazioni aumentando la flessibilità ma anche la complessità coordinativa. I risultati mostrano che GA è in grado di affrontare anche scenari più complessi mentre in studi

precedenti [31][33][34] il suo utilizzo era stato limitato su prodotti con meno componenti e su problemi SPDP. Emerge inoltre che l'aumento eccessivo del numero di robot non porta benefici proporzionali. Tuttavia, lo studio presenta alcune limitazioni: il confronto è effettuato solo con metodi esatti e non con altri algoritmi evolutivi e vengono considerati esclusivamente tempi di smontaggio senza valutazioni economiche o scenari di smontaggio parziale.

Fang et al. (2019) [42] continuano gli studi su linee multi-robot introducendo il Parallel Balanced Evolutionary Algorithm (PBEA) un algoritmo evolutivo multi-obiettivo sviluppato per il bilanciamento di linee di disassemblaggio multiprodotto con più robot per postazione (MDLB-MR). Rispetto allo studio precedente [41] qui l'obiettivo è di minimizzare oltre al tempo ciclo anche consumi energetici e numero di robot utilizzati poiché come visto nello studio precedente non sempre un numero elevato porta benefici. Per rappresentare le sequenze di smontaggio viene utilizzato il Transformed AND/OR Graph (TAOG), una versione evoluta del grafo AND/OR che permette di parallelizzare le operazioni tenendo conto della disponibilità dei robot. I test su istanze di media e grande scala mostrano che PBEA supera gli algoritmi genetici classici GA mentre questi ultimi restano più efficienti su problemi di piccola dimensione. L'incertezza nei tempi di smontaggio non viene considerata e questo riduce la trasferibilità del modello a scenari industriali reali.

In parallelo Tian et al. (2019) [43] propongono un'evoluzione dei grafi AND/OR per superare il limite degli OR esclusivi che spesso rendevano non praticabili molte soluzioni. Per l'ottimizzazione adottano il dual objective discrete artificial bee colony (DDA), che a differenza di ABC di Jia et al. [40] non si limita a minimizzare i consumi energetici ma include anche la massimizzazione del profitto. L'algoritmo genera un archivio di soluzioni Pareto ottimali e nei test mostra prestazioni superiori a NSGA-II (GA multi-obiettivo) ma lo studio resta limitato a un numero ristretto di prodotti e presenta gli stessi difetti del modello di Gao et al. [40].

Nel 2020 la ricerca esplora anche il tema della collaborazione uomo-robot. Xu et al.[44] sviluppano una versione modificata dell'ABC, il MDBA-Pareto che integra la collaborazione uomo-robot nella ricerca della sequenza ottimale di smontaggio. L'uomo garantisce maggiore flessibilità ma è più lento e costoso del robot; quindi, gli autori prevedono una linea mista per combinare i vantaggi dei due approcci. Il metodo assegna dinamicamente i task in base alla difficoltà valutando le sequenze secondo tre criteri: tempo, costo e complessità operativa. Rispetto ai precedenti ABC qui si è aggiunto il tema di collaborazione uomo robot trascurando però aspetti di consumo energetico. Il modello inoltre non affronta aspetti di sicurezza sulla linea tra uomo e robot.

Dal 2021 emergono metaeuristiche ispirate a modelli naturali innovativi. Yu et al.[45] propongono il Multi-Objective Discrete Fruit Fly Optimization (MDFFO) ispirato al comportamento dei moscerini della frutta per risolvere un problema stocastico multi-obiettivo con lo scopo di minimizzare il tempo di completamento e ritardi complessivi. Una novità rispetto agli studi precedenti è che il modello considera tutte e tre le fasi del remanufacturing: smontaggio, lavorazione e riassettaggio mentre gli studi passati si concentravano solo sul disassemblaggio. Per rappresentare la stocasticità del processo, i tempi di smontaggio, lavorazione e riassettaggio seguono una distribuzione normale. MDFFO è stato confrontato con NSGA-II (modello classico genetico GA), BMSA (versione evoluta di SA [37]) e HDABC (versione evoluta di ABC), risultando superiore in termini di qualità delle soluzioni e tempi di calcolo per problemi stocastici multi-obiettivo. Nonostante l'introduzione della

stocasticità dei tempi, l'algoritmo non tiene conto di eventi imprevisti come guasti o manutenzione delle macchine.

Nello stesso anno Xie et al. [46] presentano il Modified Grey Wolf Optimizer (MGWO) una versione ad hoc per il disassemblaggio del modello classico GWO ispirato alle strategie di caccia dei lupi. Per rappresentare il problema non viene utilizzato un grafo classico, ma una matrice di interferenza che semplifica l'individuazione dei vincoli geometrici tra componenti. L'algoritmo è stato confrontato con diversi modelli evolutivi noti (GA [31][33][34], ACO [32], SSO [36], STLBO [39] e Improved Harmony Search (IHS)). Nei casi di complessità media MGWO è l'unico capace di trovare l'ottimo con probabilità prossima al 100%, oltre a convergere più rapidamente. Nei casi complessi su scala reale è l'unico in grado di raggiungere l'ottimo globale. Il limite principale è l'assenza di una prospettiva multi-obiettivo, che ne riduce la trasferibilità a scenari industriali complessi dove è fondamentale tenere conto di più obiettivi contemporaneamente come energia, costi e tempi.

Viste le buone performance ottenute da MGWO Guo et al.[47] (2022) propongono l'algoritmo SMDG, una combinazione tra due algoritmi evolutivi: Simulated Annealing (SA) [37], che evita di rimanere bloccati in soluzioni locali e il Multi-objective Discrete Grey Wolf Optimizer (MDGWO) una versione evoluta di MGWO [46] adatta a problemi multi-obiettivo. L'obiettivo dello studio è massimizzare i profitti minimizzando consumi energetici ed emissioni di CO₂. Rispetto agli algoritmi genetici, SMDG produce un insieme di soluzioni Pareto ottimali offrendo alternative in caso di vincoli operativi che impediscono di raggiungere l'ottimo. Lo studio è stato testato attraverso una simulazione Monte Carlo su diversi prodotti reali a dimostrazione della flessibilità dell'algoritmo. I tempi di setup e smontaggio sono trattati come variabili stocastiche. Rimangono tuttavia due limiti: il numero ridotto di ripetizioni (dieci), che può introdurre approssimazioni e tempi di calcolo ancora elevati, che ne limitano la trasferibilità a scenari industriali reali.

Yuan et al. (2022) [48] presentano invece il Multi-objective Scheduling Fruit Fly Algorithm (MSFOA), un modello che come MDFFO [45] si ispira al Fruit Fly Optimization Algorithm (FOA). La novità principale è una gestione più sofisticata dell'incertezza nei tempi di smontaggio modellata tramite distribuzioni triangolari fuzzy che permette maggiore flessibilità e vicinanza alla realtà. Gli obiettivi dell'algoritmo sono minimizzare i tempi totali di smontaggio e i costi ambientali generando un insieme di soluzioni Pareto che offre alternative operative in caso di vincoli, un aspetto assente in MDFFO. MSFOA risulta più efficiente rispetto ad algoritmi genetici (GA) tradizionali coprendo un ampio spettro di soluzioni. Tuttavia, il modello presenta tre limiti principali: non considera il consumo energetico, manca un confronto diretto con algoritmi più complessi e avanzati limitando la valutazione della sua applicabilità industriale e considera esclusivamente la fase di smontaggio facendo un passo indietro rispetto a MDFFO.

Sempre nello stesso anno, Pei Liang et al.[49] propongono l'Enhanced Group Teaching Optimization Algorithm (EGTOA) un'evoluzione del GTOA progettata per gestire la maggiore complessità computazionale dei sistemi multiprodotto; si tratta di un algoritmo ispirato all'insegnamento. Rispetto a GTOA classico sono introdotti parametri stocastici come tempi di disassemblaggio e di setup, importante novità che avvicina al realismo. Inoltre, sono integrate tecniche di big data per modellare parametri incerti tramite distribuzioni stocastiche o fuzzy. Il confronto con altri algoritmi (PSO [36], IGSA, VNS, SA [37] e GTOA classico) evidenzia la superiorità dell'EGTOA, che raggiunge valori medi di profitto più elevati, minori deviazioni standard e tempi di convergenza più rapidi. L'analisi

statistica rafforza l'affidabilità dei risultati suggerendo una buona applicabilità in contesti industriali complessi. I risultati mostrano dunque buone performance ma l'elevata complessità computazionale ne limita l'applicabilità in tempo reale.

Tian et al. (2023) [50] introducono il Bucket Disassembly Line Balancing Problem (BDLBP), che mira a minimizzare simultaneamente consumi energetici, costi e varianza di carico tra workstation. A differenza di studi precedenti gli autori pongono particolare attenzione alle esigenze delle piccole imprese sottolineando l'impatto delle risorse. Un elemento innovativo del modello è l'adozione della configurazione "bucket brigade" in cui gli operatori non hanno postazioni fisse ma si spostano lungo la linea eseguendo più compiti. Questa logica consente un bilanciamento dinamico e auto-adattivo del carico, riducendo la necessità di interventi di controllo centralizzato e aumentando la flessibilità operativa. Si nota il contrasto con alcune delle soluzioni proposte in letteratura spesso basate su investimenti significativi in nuovi macchinari. Per affrontare il problema viene proposto il Social Engineering Optimizer (SEO) una metaeuristica ispirata alle dinamiche di attacco e difesa tipiche dell'ingegneria sociale. Rispetto a modelli basati su grafi (es. AND/OR) l'approccio si basa su matrici di vincoli che semplificano l'encoding delle sequenze di disassemblaggio, garantendo comunque fattibilità ed efficienza ma meno adattabilità a modifiche dinamiche della sequenza.

Rispetto ad EGTOA [49] che lavora su gruppi di soluzioni, spostandole insieme nello spazio di ricerca per migliorarle, risultando più indicato per problemi complessi e di grande dimensione, SEO scarta rapidamente le soluzioni meno performanti rendendolo più adatto a problemi con regole di precedenza chiare e dimensioni moderate.

L'applicazione al caso di studio del disassemblaggio di sfere in un condensatore evidenzia buone prestazioni con risultati superiori a metaeuristiche alternative (ACO [32]). Tuttavia, l'assenza di confronti diretti con algoritmi più avanzati limita la valutazione della sua efficacia in scenari industriali complessi.

Zhang et al. [51] (2023) propongono un nuovo algoritmo, il Northern Goshawk Optimization (NGO), ispirato ai rapaci nord americani con l'obiettivo di minimizzare consumi energetici, rischi per ambiente e operatori. Un elemento distintivo è l'introduzione di un grafo ibrido che combina vincoli logici di precedenza e vincoli fisici di contatto. Questa rappresentazione più immediata rispetto a modelli complessi come gli AND/OR Graphs [5] consente di derivare matrici facilmente utilizzabili per l'ottimizzazione pur perdendo la flessibilità in tempo reale. Rispetto ad approcci come quello di Tian et al. [50] basato su encoding delle sequenze il grafo ibrido fornisce una descrizione strutturale più esplicita del prodotto. I risultati confermano l'efficacia del metodo in contesti simulati, ma emergono alcune limitazioni come l'assenza di considerazioni relative alla variabilità o di tipo economico. In sintesi, l'approccio proposto è solido per applicazioni simulate e mostra potenziale in contesti controllati ma richiede ulteriori estensioni per affrontare pienamente la complessità in applicazioni industriali reali.

Lo studio di Ehm [52] rappresenta uno degli sviluppi più recenti nell'ottimizzazione delle linee di disassemblaggio, con particolare attenzione alla sostenibilità ambientale. L'autore introduce infatti metriche ambientali concrete come la carbon footprint, assenti nei lavori precedenti. Per risolvere il problema vengono proposti due approcci: un modello di ottimizzazione combinatoria (SDSPM) e un algoritmo genetico evolutivo multi-obiettivo (MOGA).

Il modello SDSPM, pur preciso, risulta inefficiente in presenza di problemi complessi: la generazione di appena 25 soluzioni di Pareto per 5 motori ha richiesto 54 ore, rendendolo impraticabile in contesti reali. MOGA, invece, si dimostra più flessibile.

Il confronto con altri contributi evidenzia alcuni trade-off: MOGA risulta più efficiente di modelli combinatori ma meno scalabile di metaeuristiche avanzate come EGTOA [49]; al contrario, EGTOA non integra metriche ambientali segnalando il persistente squilibrio tra realismo operativo e sostenibilità ambientale. Lo studio presenta comunque alcune criticità: non vengono considerate valutazioni economiche né una LCA completa rendendo l'approccio metodologicamente avanzato ma ancora poco trasferibile alla pratica industriale.

Un ulteriore passo avanti sul tema della collaborazione uomo-robot è stato compiuto da Guo et al. [53], che introducono un algoritmo evolutivo ispirato al comportamento dei cani selvatici australiani denominato Dingo Optimization Algorithm (DOA). Rispetto allo studio di Xu et al. [44] che aveva proposto un primo modello ibrido uomo-robot (MDBA-Pareto) per la generazione della sequenza ottimale ma in un contesto semplificato e senza considerare l'incertezza, Guo et al. affrontano il problema in maniera più realistica.

Lo studio si concentra in particolare sulla gestione dell'incertezza introdotta dalla componente robotica come possibili guasti o variazioni di performance tra robot e operatori senza ovviamente trascurare l'incertezza dovuta alla qualità dei prodotti a fine vita

Il loro modello, formulato come Multi-product Human-Robot Collaborative Disassembly Problem (MHDP), considera esplicitamente la variabilità dei prodotti a fine vita e le differenze tra operatori umani e robot in termini di tempo, costo e consumo energetico. Per rappresentare i prodotti viene utilizzato un grafo AND/OR in un contesto multiprodotto con un approccio debolmente accoppiato che gestisce le differenze tramite indici e matrici. L'incertezza legata alla qualità dei prodotti EOL è modellata tramite un fattore di deviazione del profitto che diventa l'obiettivo del problema. I risultati sperimentali mostrano che l'algoritmo raggiunge le stesse soluzioni ottimali di CPLEX ma con tempi di calcolo notevolmente inferiori superando anche gli algoritmi genetici nel bilanciamento tra efficienza computazionale e qualità della soluzione.

Rispetto agli approcci evolutivi già analizzati, come Tian et al. (2023) [50] focalizzato sull'efficienza energetica e Liang et al. (2022) [49] sull'equilibrio della linea multiprodotto il lavoro di Guo si distingue per l'integrazione di tre aspetti chiave:

- la collaborazione uomo-robot, già introdotta in forma embrionale da Xu (2020) ma qui modellata in modo esteso e sistematico;
- la gestione dell'incertezza sia lato umano-robot che lato prodotto;
- la scalabilità multiprodotto che lo rende applicabile a scenari industriali complessi.

Una limitazione dello studio è l'assenza di un'analisi dettagliata dei consumi energetici che ne riduce la confrontabilità con modelli orientati esplicitamente alla sostenibilità.

Dal 2018 ad oggi la ricerca sulle metaeuristiche per il disassemblaggio ha mostrato una chiara evoluzione verso modelli più realistici e completi. Gli algoritmi più recenti non si limitano più a ottimizzare il tempo di smontaggio ma integrano simultaneamente obiettivi energetici, economici e di

sostenibilità affrontando scenari complessi come linee multi-robot, sistemi multiprodotto e collaborazione uomo-robot.

Nonostante i progressi, permangono alcune criticità comuni: molti studi considerano ancora solo un sottoinsieme dei possibili obiettivi e l'incertezza nei processi non è sempre completamente modellata. Nella tabella 4 sono indicati i punti di forza e i limiti degli algoritmi analizzati nel capitolo.

Algoritmo	Punti di forza	Limiti
ABC (Artificial Bee Colony – Gao et al., 2018)	Integra la dimensione energetica; considera consumi inattivi	Non considera routing incerti né variabilità della domanda; limitata applicabilità industriale.
GA (Genetic Algorithm – Rene et al., 2018)	Gestisce disassemblaggio parallelo asincrono, aumenta la flessibilità operativa.	Confronto limitato solo con metodi esatti; assenza di valutazioni economiche
PBEA (Parallel Balanced Evolutionary Algorithm – Fang et al., 2019)	Ottimizza tempi, consumi e numero di robot	Non gestisce l'incertezza nei tempi di smontaggio.
DDA (Dual Objective Discrete Artificial Bee Colony – Tian et al., 2019)	Integra energia e profitto	Applicato a numero limitato di prodotti; non considera guasti.
MDBA-Pareto (Modified Discrete ABC – Xu et al., 2020)	Integrazione uomo-robot; assegnazione dinamica dei task.	Non affronta consumi energetici né sicurezza della linea.
MDFFO (Multi-Objective Discrete Fruit Fly Optimization – Yu et al., 2021)	Copre tutte le fasi del remanufacturing; gestisce tempi stocastici.	Non considera eventi imprevedibili (guasti, manutenzione).
MGWO (Modified Grey Wolf Optimizer – Xie et al., 2021)	Trova l'ottimo globale anche su problemi complessi	Non multi-obiettivo; ridotta trasferibilità a scenari industriali complessi.
SMDG (Simulated Annealing + Multi-objective Discrete Grey Wolf Optimizer – Guo et al., 2022)	Combina SA e MDGWO; produce soluzioni Pareto realistiche; gestisce variabili stocastiche.	Tempi elevati e poche ripetizioni sperimentali: trasferibilità limitata.
MSFOA (Multi-objective Scheduling Fruit Fly Algorithm – Yuan et al., 2022)	Gestione sofisticata dell'incertezza tramite distribuzioni fuzzy triangolari;	Non considera consumi energetici
EGTOA (Enhanced Group Teaching Optimization Algorithm – Liang et al., 2022)	Adatto a sistemi multiprodotto; integra big data e parametri stocastici; risultati stabili.	Elevata complessità computazionale
SEO (Social Engineering Optimizer – Tian et al., 2023)	Configurazione bucket brigade; semplifica encoding tramite matrici di vincoli; bilanciamento dinamico.	Meno adattabile a modifiche dinamiche; manca confronto con modelli avanzati.

NGO (Northern Goshawk Optimization – Zhang et al., 2023)	Grafo ibrido integra vincoli logici e fisici; descrizione strutturale esplicita del prodotto.	Non considera variabilità né aspetti economici, limitato a contesti simulati.
MOGA (Multi-Objective Genetic Algorithm– Ehm, 2023)	Introduce metriche ambientali come la carbon footprint;	Mancano valutazioni economiche e LCA completa.
DOA (Dingo Optimization Algorithm – Guo et al., 2023)	Integrazione uomo-robot, gestione dell'incertezza	Mancanza di analisi dettagliata dei consumi energetici.

Tabella 4 - Vantaggi e limiti degli algoritmi evolutivi presentati

3.5 Applicazioni industriali e casi studio complessi

Il capitolo 3.4 ha evidenziato il ruolo degli algoritmi evolutivi e delle metaeuristiche per affrontare problemi di ottimizzazione nelle linee di disassemblaggio. Tuttavia, il trasferimento di tali metodi in contesti reali richiede un'ulteriore evoluzione delle tecniche in grado di gestire complessità operative, variabilità dei prodotti e vincoli industriali stringenti. La sezione 3.5 raccoglie studi che esplorano applicazioni avanzate e contesti complessi passando dalla valutazione economica dell'impatto dell'introduzione di linee di disassemblaggio nei sistemi produttivi tradizionali (Sergio et al., 2022 [54]), alla pianificazione automatizzata basata su CAD (Münker et al., 2023 [55]) fino al caso estremo della dismissione di aeromobili (Thomas & Schaus, 2024 [56]) che mostra come tali tecniche possano essere adattate anche a scenari caratterizzati da vincoli critici di sicurezza e risorse.

Lo studio di Sergio et al. (2022) [54] rappresenta un punto di svolta nella letteratura sul disassemblaggio in quanto introduce per la prima volta un approccio chiaramente orientato alla valutazione economico-strategica dell'integrazione di una linea di disassemblaggio all'interno di sistemi produttivi tradizionali. A differenza di gran parte degli studi precedenti focalizzati soprattutto su aspetti tecnici o sull'ottimizzazione delle sequenze di smontaggio il lavoro pone l'accento sulla convenienza dell'investimento analizzando costi, ricavi e benefici ambientali.

Lo studio prevede l'implementazione della linea di disassemblaggio all'interno di un ambiente virtuale che consente di simulare prima dell'effettiva applicazione i potenziali benefici economici ed ambientali. Il modello permette di determinare il numero ottimale di operatori da assegnare alla linea nonché la massima riduzione del costo unitario del prodotto ottenibile. Vengono introdotti due indici sintetici di riuso e di riciclo, per valutare rispettivamente la probabilità di reimpiego dei componenti e la percentuale di materiale effettivamente recuperabile. Il costo della nuova linea di disassemblaggio viene calcolato considerando i costi della forza lavoro al netto dei ricavi generati dal recupero dei componenti. Vengono inoltre calcolati il risparmio ambientale dovuto all'utilizzo di materiali riciclati rispetto all'impiego di materie prime nuove e la riduzione delle emissioni di CO₂. Per gestire la variabilità dei prodotti a fine vita viene selezionata inizialmente una distribuzione di probabilità e ad ogni ciclo di simulazione si confrontano i costi dei prodotti ottenuti con e senza disassemblaggio. I parametri simulativi inclusi tempi di lavorazione e quantità sono variabili e prelevati da un database per rappresentare fedelmente l'ambiente produttivo. La sperimentazione su un prodotto reale mostra riduzioni del costo unitario fino al 7% e benefici ambientali significativi con riduzioni delle emissioni di CO₂ fino al 25% in scenari con componenti ad alto valore aggiunto.

Il valore aggiunto dello studio risiede non solo nella valutazione economica ex ante dell'introduzione del disassemblaggio ma anche nella possibilità di confrontare diversi design dello stesso prodotto per ottimizzare il recupero futuro. Questo rappresenta un approccio lungimirante e innovativo poiché consente di pensare al design del prodotto in ottica di disassemblaggio futuro con l'obiettivo di massimizzare i ricavi e minimizzare i costi nella fase di fine vita. Lo studio fornisce risultati pratici, sebbene non introduca la complessità algoritmica e matematica presente in studi precedenti basati su metaeuristiche avanzate.

Lo studio di Münker et al. (2023) [55] propone un approccio innovativo alla generazione automatica delle sequenze di disassemblaggio a partire da modelli CAD, riprendendo il filone teorico inaugurato dai grafi AND/OR (De Mello et al., 1990 [5]) e dai successivi sviluppi euristici (Kaebernick et al., 2000 [12]). L'obiettivo è duplice: ridurre la complessità manuale degli approcci tradizionali e confrontare

la capacità dei grafi di precedenza (PG) e dei grafi AND/OR (AOR) di supportare la pianificazione del disassemblaggio.

Il cuore metodologico dello studio è la generazione automatica della sequenza ottima a partire da modelli CAD. Per consentire il confronto tra i due approcci grafici (PG e AOR) gli autori introducono una nuova struttura comune: l'Assembly Tree Graph (ATG). Questo grafo è progettato per rappresentare in modo uniforme e semantico sia le dipendenze lineari (tipiche dei PG) sia le relazioni flessibili e alternative (tipiche degli AOR).

La conversione da PG a ATG è relativamente semplice in quanto il PG rappresenta solo le dipendenze tra componenti mentre l'ATG arricchisce la struttura con informazioni semantiche sui sottogruppi e sulla logica di assemblaggio. Più complessa è invece la conversione da AOR a ATG: poiché un grafo AND/OR può contenere relazioni OR, un singolo AOR può dar luogo a molteplici ATG. Per selezionare quello più adatto, gli autori formulano un problema di ottimizzazione volto a massimizzare la flessibilità operativa, ovvero il numero di sequenze alternative possibili. Questo è risolto con una strategia greedy combinata con analisi Monte Carlo generando molteplici ATG e selezionando quello con il maggior numero di permutazioni valide. Una metodologia simile era stata già utilizzata da McGovern & Gupta (2003) [17] anche se in quel caso l'obiettivo era il bilanciamento della linea piuttosto che la generazione della sequenza.

Lo studio è stato testato su 10 modelli CAD diversi che rappresentano 10 componenti reali. Solo 2 modelli hanno generato risultati privi di errori mostrando che la creazione automatica dei grafi è ancora migliorabile dal punto di vista della qualità. Questo evidenzia la necessità di migliorare la qualità dei modelli digitali nella fase di progettazione per renderli adatti anche a una futura fase di disassemblaggio automatizzato. Il lavoro rappresenta un contributo originale e promettente verso l'automazione intelligente della generazione di sequenze ottime.

Come ultimo studio di questa tesi si è scelto di inserire un caso estremo di disassemblaggio: quello relativo alla dismissione di aeromobili. Questo studio redatto da Thomas & Schaus [21] rappresenta un'applicazione atipica ma significativa dei concetti trattati finora in quanto affronta sfide reali e stringenti come la sicurezza strutturale durante le operazioni, la limitata disponibilità di tecnici specializzati e i vincoli di precedenza delle operazioni. La complessità del contesto aeronautico permette di evidenziare come le tecniche di ottimizzazione, programmazione vincolata e disassemblaggio sequenziale possano trovare applicazione anche in settori altamente regolamentati e critici.

Proprio per questo il caso dell'aereo può essere visto come una sorta di stress test per i metodi visti dimostrando che, una volta adattati, tali strumenti sono in grado di gestire non solo prodotti di largo consumo ma anche sistemi complessi ad alto rischio. Questo rafforza l'idea che l'evoluzione metodologica nel disassemblaggio non sia solo utile ma necessaria per supportare transizioni sostenibili anche in settori industriali complessi.

L'obiettivo è minimizzare tempi e costi di disassemblaggio rispettando alcuni vincoli tipici di questi problemi come vincoli di precedenza e tempo massimo dei lavori, ma in più sono aggiunti alcuni vincoli ad hoc dovuti all'eccezionalità del prodotto di questo studio come, ad esempio, i vincoli di bilanciamento del peso sia tra la parte anteriore e quella posteriore sia tra la parte destra e sinistra del velivolo, per evitare possibili squilibri che provocherebbero danni e feriti. Per affrontare i

numerosi vincoli critici è stato utilizzato un metodo esatto, Constraint Programming, che consente di ottenere soluzioni ottimali.

Il modello sviluppato rappresenta il primo in grado di affrontare un problema di disassemblaggio fino a 1500 task con vincoli di spazio, risorse e bilanciamento, un risultato notevole considerando che in letteratura i modelli più diffusi sono stati testati su prodotti con un massimo di circa 150 task. Vengono dunque di gran lunga superati gli approcci tradizionali, spesso limitati da problemi di scalabilità o dalla mancanza di vincoli complessi come quelli di bilanciamento del peso e limitazioni spaziali.

Il problema viene affrontato trovando prima il tempo minore (makespan) e poi, tra tutte le soluzioni con il makespan minimo, si seleziona quella con il costo più basso. Lo studio prevede 1459 task da eseguire, con 21 tecnici disponibili dotati di abilità e certificazioni differenti e con costi variabili. Non tutte le informazioni erano presenti e quindi alcune sono state create artificialmente.

Il modello, essendo molto esteso, permette di ottenere un'unica soluzione che risulta molto vicina a quella ottima. Pur togliendo alcuni vincoli non si ottengono soluzioni migliori, segno della solidità del modello. I due obiettivi risultano inoltre in conflitto: provando a ottimizzare prima i costi rispetto alla rapidità si trovano soluzioni molto differenti; per questi problemi diventa quindi necessario fare una scelta a priori, sacrificando in parte uno dei due parametri. Tra le principali limitazioni vi è la mancata considerazione dei consumi energetici e dell'incertezza dei tempi o delle risorse, che renderebbero irrisolvibile il problema con un metodo esatto in tempi accettabili.

Gli studi analizzati dimostrano come il disassemblaggio stia evolvendo verso una dimensione più integrata, automatizzata e flessibile. Mentre l'approccio di Sergio et al. [54] evidenzia l'impatto sistemico di una linea di disassemblaggio nei processi produttivi, Münker et al. [55] sottolineano il ruolo cruciale della generazione automatica di sequenze ottimali per aumentare la scalabilità. Infine, il caso di Thomas & Schaus [56] rappresenta una prova di forza per queste metodologie, mostrando che l'ottimizzazione vincolata e la pianificazione sequenziale possono essere applicate con successo anche a sistemi complessi come gli aeromobili. Questa evoluzione rafforza l'idea che il futuro del disassemblaggio richiederà l'integrazione di tecniche avanzate, automazione e capacità di adattamento a contesti diversificati e ad alto rischio.

4. CONCLUSIONI

La presente tesi ha analizzato l'evoluzione degli studi sul disassemblaggio con particolare attenzione ai modelli di ottimizzazione, alle tecniche algoritmiche e alle applicazioni industriali. Nel corso di tre decenni, la ricerca è passata da modelli teorici basati su grafi e approcci euristici elementari a metodologie avanzate fondate su algoritmi evolutivi, metaeuristiche e strumenti di automazione digitale. Parallelamente, il focus si è progressivamente spostato dagli aspetti puramente tecnici verso una visione più ampia che considera dimensioni economiche ambientali e sociali.

Dal punto di vista metodologico, si è osservata un'evoluzione costante: i primi studi si sono concentrati sulla rappresentazione logica dei processi di smontaggio e sulla risoluzione di problemi di precedenza relativamente semplici; in parallelo, l'introduzione di algoritmi evolutivi e metaeuristiche ha permesso di affrontare problemi di maggiori dimensioni, includendo criteri multipli e vincoli complessi. Negli ultimi anni, la letteratura ha esteso questi strumenti a scenari più realistici, caratterizzati da variabilità dei prodotti, incertezza operativa e necessità di collaborazione uomo-robot.

Dal punto di vista applicativo, gli studi esaminati hanno dimostrato la crescente rilevanza del disassemblaggio in molteplici settori industriali: dall'elettronica di consumo ai veicoli elettrici, fino ai casi estremi come la dismissione di aeromobili. In tutti questi ambiti emerge con forza l'idea che il disassemblaggio non rappresenti soltanto una necessità ambientale ma anche una leva economica e strategica per la gestione del ciclo di vita dei prodotti.

Nonostante i progressi, permangono alcune criticità: la complessità computazionale limita l'applicabilità su larga scala; l'assenza di dati reali di produzione rende difficile validare pienamente i modelli; la sicurezza, l'efficienza energetica e l'interoperabilità tra sistemi restano sfide ancora aperte.

Guardando al futuro, le direzioni di ricerca più promettenti sembrano essere:

- l'integrazione del disassemblaggio con la progettazione per il fine vita (Design for Disassembly)
- l'uso di modelli digitali e intelligenza artificiale per gestire variabilità e incertezza
- la collaborazione uomo-robot come paradigma per rendere scalabili e sicuri i processi
- l'applicazione a settori complessi e regolamentati come l'aeronautica, l'automotive e l'elettronica avanzata

In sintesi, il disassemblaggio emerge come una disciplina in rapida maturazione al crocevia tra ricerca accademica e applicazioni industriali. La letteratura mostra chiaramente che il suo ruolo sarà centrale nella transizione verso un'economia circolare contribuendo non solo alla riduzione degli impatti ambientali ma anche alla creazione di valore economico e alla resilienza dei sistemi produttivi.

5.BIBLIOGRAFIA

- [1] Stahel, Walter R. "The Circular Economy." 2016
- [2] Geissdoerfer, Martin et al. "The Circular Economy – A New Sustainability Paradigm?" 2017
- [3] Priyono, Anjar, Winifred Ijomah, and Umit Bititci. "Disassembly for Remanufacturing: A Systematic Literature Review, New Model Development and Future Research Needs" 2016
- [4] Formentini, Giovanni et al. "A Review of Disassembly Systems for Circular Product Design" 2025
- [5] L. S. H. De Mello and A. C. Sanderson, "AND/OR Graph Representation of Assembly Plans," 1990.
- [6] Elliott Fahlman, Scott. "A Planning System for Robot Construction Tasks" 1974
- [7] Laperrière, L, and H.A ElMaraghy. "Planning of Products Assembly and Disassembly." 1992
- [8] Lee, Sukhan, and Chunsik Yi. "Force-Based Reasoning in Assembly Planning." 1993
- [9] P. Veerakamolmal and S. M. Gupta, "Design of an Integrated Component Recovery System," 1998.
- [10] P. Veerakamolmal and S. M. Gupta, "High-mix/Low-volume Batch of Electronic Equipment Disassembly," 1998.
- [11] Lambert, A.J.D. "Optimal Disassembly Sequence Generation for Combined Material Recycling and Part Reuse." 1999
- [12] H. Kaebernick, B. O'Shea, and S. S. Grewal, "Method for Sequencing the Disassembly of Products," 2000.

- [13] V. D. R. Guide Jr., R. Srivastava, and M. E. Kraus, "Product Structure Complexity and Scheduling of Operations in Recoverable Manufacturing," 1996.
- [14] P. J. Rios and J. A. Stuart, "Scheduling Selective Disassembly for Plastics Recovery in an Electronics Recycling Center," 2004.
- [15] Guide, V. Daniel R, Gilvan C Souza, and Erwin van der Laan. "Performance of Static Priority Rules for Shared Facilities in a Remanufacturing Shop with Disassembly and Reassembly." 2005
- [16] Gungor, Askiner, and Surendra M Gupta. "Issues in Environmentally Conscious Manufacturing and Product Recovery: A Survey." 1999
- [17] S. M. McGovern and S. M. Gupta, "Greedy Algorithm for Disassembly Line Scheduling," 2003.
- [18] G. Udomsawat, S. M. Gupta, and S. V. Kamarthi, "Multi-kanban Mechanism for Personal Computer Disassembly," 2004.
- [19] Shuyuan Gan, and Chun Su. "Inventory Control for Remanufacturing System with Stochastic Product Returns." 2009
- [20] Denizel, Meltem, Mark Ferguson, and Gilvan Souza. "Multiperiod Remanufacturing Planning With Uncertain Quality of Inputs." 2010
- [21] K. Nakashima and S. M. Gupta, "A Study on the Risk Management of Multi Kanban System in a Closed Loop Supply Chain," 2012.
- [22] Bentaha, Mohand Lounes, Olga Battaïa, and Alexandre Dolgui. "A Stochastic Formulation of the Disassembly Line Balancing Problem." 2013
- [23] Bentaha, Mohand Lounes, Olga Battaïa, and Alexandre Dolgui. "A Sample Average Approximation Method for Disassembly Line Balancing Problem under Uncertainty." 2014
- [24] M. Lage Junior and M. Godinho Filho, "Master Disassembly Scheduling in a Remanufacturing System with Stochastic Routings," 2017.

- [25] Kim, Dong-Hyun, Hyoung-Ho Doh, and Dong-Ho Lee. "Multi-Period Disassembly Levelling and Lot-Sizing for Multiple Product Types with Parts Commonality" 2018
- [26] Liu, Kanglin, and Zhi-Hai Zhang. "Capacitated Disassembly Scheduling under Stochastic Yield and Demand." 2018
- [27] Ehm, Franz. "A Data-Driven Modeling Approach for Integrated Disassembly Planning and Scheduling." 2019
- [28] I. Slama, O. Ben-Ammar, A. Dolgui, and F. Masmoudi, "New Mixed Integer Approach to Solve a Multi-level Capacitated Disassembly Lot-Sizing Problem with Defective Items and Back-logging," 2020.
- [29] M. N. Darghouth and M. Abdel-Aal, "A Capacitated Disassembly Scheduling Problem Considering Processing Technology Selection and Parts Commonality," 2021.
- [30] Hsin-Hao (Tom) Huang, Michael H Wang, and Michael R Johnson. "Disassembly Sequence Generation Using a Neural Network Approach." 2000
- [31] Seo, K.-K, J.-H Park, and D.-S Jang. "Optimal Disassembly Sequence Using Genetic Algorithms Considering Economic and Environmental Aspects" 2001
- [32] McGovern, Seamus M, and Surendra M Gupta. "Ant Colony Optimization for Disassembly Sequencing with Multiple Objectives." 2006
- [33] McGovern, Seamus M, and Surendra M Gupta. "A Balancing Method and Genetic Algorithm for Disassembly Line Balancing "2007
- [34] Giudice, Fabio, and Giovanna Fargione. "Disassembly Planning of Mechanical Systems for Service and Recovery: A Genetic Algorithms Based Approach." 2007

- [35] Tseng, Yuan-Jye, Fang-Yu Yu, and Feng-Yi Huang. "A Green Assembly Sequence Planning Model with a Closed-Loop Assembly and Disassembly Sequence Planning Using a Particle Swarm Optimization Method." 2011
- [36] Lu, Cong, and Ya-Chao Liu. "A Disassembly Sequence Planning Approach with an Advanced Immune Algorithm." 2012
- [37] Kalayci, Can B, and Surendra M Gupta. "Simulated Annealing Algorithm for Solving Sequence-Dependent Disassembly Line Balancing Problem." 2013
- [38] Kalayci, Can B, and Surendra M Gupta. "Artificial Bee Colony Algorithm for Solving Sequence-Dependent Disassembly Line Balancing Problem." 2013
- [39] Xia, Kai et al. "Disassembly Sequence Planning Using a Simplified Teaching–Learning-Based Optimization Algorithm." 2014
- [40] Gao, Yicong et al. "An Energy-Saving Optimization Method of Dynamic Scheduling for Disassembly Line." 2018
- [41] Ren, Yaping et al. "An Asynchronous Parallel Disassembly Planning Based on Genetic Algorithm." 2018
- [42] Fang, Yilin et al. "Evolutionary Many-Objective Optimization for Mixed-Model Disassembly Line Balancing with Multi-Robotic Workstations." 2019
- [43] Tian, Guangdong et al. "Modeling and Planning for Dual-Objective Selective Disassembly Using and/or Graph and Discrete Artificial Bee Colony" 2019
- [44] Xu, Wenjun et al. "Disassembly Sequence Planning Using Discrete Bees Algorithm for Human-Robot Collaboration in Remanufacturing." 2020
- [45] Fu, Yaping et al. "Stochastic Multi-Objective Integrated Disassembly-Reprocessing-Reassembly Scheduling via Fruit Fly Optimization Algorithm" 2021.

- [46] Xie, Jin, Xinyu Li, and Liang Gao. "Disassembly Sequence Planning Based on a Modified Grey Wolf Optimizer" 2021
- [47] Guo, Xiwang et al. "Stochastic Hybrid Discrete Grey Wolf Optimizer for Multi-Objective Disassembly Sequencing and Line Balancing Planning in Disassembling Multiple Products." 2022
- [48] Yuan, Gang et al. "Capacitated Multi-Objective Disassembly Scheduling with Fuzzy Processing Time via a Fruit Fly Optimization Algorithm 2022
- [49] P. Liang, Y. Fu, K. Gao, and H. Sun, "An Enhanced Group Teaching Optimization Algorithm for Multi-product Disassembly Line Balancing Problems," 2022.
- [50] G. Tian, C. Zhang, A. M. Fathollahi-Fard, Z. Li, C. Zhang, and Z. Jiang, "An Enhanced Social Engineering Optimizer for Solving an Energy-Efficient Disassembly Line Balancing Problem Based on Bucket Brigades and Cloud Theory," 2023.
- [51] C. Zhan, X. Zhang, G. Tian, D. T. Pham, M. Ivanov, A. Aleksandrov, C. Fu, J. Zhang, and Z. Wu, "Environment-oriented Disassembly Planning for End-of-life Vehicle Batteries Based on an Improved Northern Goshawk Optimization Algorithm," 2023.
- [52] F. Ehm, "Scheduling and Process Planning for the Dismantling Shop with Flexible Disassembly Mode and Recovery Level," 2024.
- [53] X. Guo, L. Zhou, M. Zhou, W. Wang, J. Wang, and L. Qi, "Balancing Human-robot Collaborative Disassembly Line by Using Dingo Optimization Algorithm," 2024.
- [54] M. Sergio, C. Franciosi, and R. Iannone, "An Approach to Evaluate the Impact of the Introduction of a Disassembly Line in Traditional Manufacturing Systems," 2022.
- [55] S. Munker, A. Göppert, and R. H. Schmitt, "Suitability of CAD-based Disassembly Sequence Plans for Flexible Remanufacturing," 2023.
- [56] C. Thomas and P. Schaus, "A Constraint Programming Approach for Aircraft Disassembly Scheduling," 2024.