

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

Modellizzazione degli effetti della complessità di prodotto nell'assemblaggio e nel disassemblaggio



Relatori

Candidata

Prof. Maurizio Galetto
Prof. Gianfranco Genta

Elena Martorana

Anno accademico 2020/2021

Indice

Introduzione	1
1. La complessità di prodotto	4
1.1 Definizione della complessità attraverso struttura, impiego ed interazione	4
1.2 Interazione tra sistema ed operatore: modellizzazione della complessità attraverso la misura entropica.....	5
1.3 Struttura del sistema ed impiego di risorse: modellizzazione della complessità attraverso la prospettiva oggettiva	6
1.3.1 Complessità oggettiva dei componenti, C_1	7
1.3.2 Complessità oggettiva delle interfacce, C_2	7
1.3.3 Complessità oggettiva dell'architettura, C_3	8
1.4 Percezione personale dell'operatore: modellizzazione della complessità attraverso la prospettiva soggettiva	10
1.4.1 Fattori di influenza della complessità soggettiva e trasformazione in scala ordinale.....	10
1.5 Fattori <i>process based</i> e <i>design based</i> : modellizzazione della complessità e previsione dei difetti.....	13
1.6 Composizione delle curve di apprendimento per i sistemi elementari e complessi	16
1.6.1 Stima della difettosità asintotica attraverso l'apprendimento	21
2. La sperimentazione	25
2.1 Assemblaggio e disassemblaggio: obiettivi dell'esperimento in riferimento ai due processi .	25
2.1.1 Determinazione della relazione tra complessità oggettiva e tempi di assemblaggio e disassemblaggio	25
2.1.2 Determinazione della relazione tra complessità oggettiva e difetti generati.....	26
2.1.3 Determinazione della relazione tra complessità oggettiva ed apprendimento dell'operatore	26
2.1.4 Determinazione della relazione tra complessità oggettiva e soggettiva	27
2.2 Progettazione dell'esperimento: il modello <i>ball-and-stick</i> e le strutture molecolari	27
2.3 Progettazione dell'esperimento: stesura del piano operativo	29
2.3 Esecuzione dell'esperimento: raccolta dei dati preliminari	35
2.4 Metodologie di analisi dei tempi e dei difetti.....	42
2.5 Metodologie di analisi della complessità soggettiva	47
3. I risultati	52
3.1 Analisi dei risultati e confronto con i risultati attesi.....	52
Conclusioni	67
Appendice A	69
Calcolo dell'indicatore OWA	69

Appendice B	70
Relazione lineare tra tempo di assemblaggio medio e complessità oggettiva nelle prove random	70
Relazione quadratica tra tempo di assemblaggio medio e complessità oggettiva nelle prove random	71
Relazione non lineare con legge di potenza tra tempo di assemblaggio medio e complessità oggettiva nelle prove random.....	72
Appendice C	73
Relazione lineare tra tempo di disassemblaggio e complessità oggettiva nelle prove random	73
Relazione quadratica tra tempo di disassemblaggio e complessità oggettiva nelle prove random	73
Relazione non lineare con legge di potenza tra tempo di disassemblaggio e complessità oggettiva nelle prove random.....	75
Appendice D	76
Relazione lineare tra difetti di assemblaggio totali medi e complessità oggettiva nelle prove random	76
Relazione quadratica tra difetti di assemblaggio totali medi e complessità oggettiva nelle prove random	77
Relazione non lineare con legge di potenza tra difetti di assemblaggio totali medi e complessità oggettiva nelle prove random.....	78
Appendice E	79
Relazione lineare tra difetti di disassemblaggio medi e complessità oggettiva nelle prove random	79
Relazione quadratica tra difetti di disassemblaggio medi e complessità oggettiva nelle prove random	80
Relazione non lineare con legge di potenza tra difetti di disassemblaggio medi e complessità oggettiva nelle prove random.....	81
Appendice F	82
ANOVA a due vie per le prove ripetute in riferimento ai tempi	82
Appendice G	83
ANOVA a due vie per le prove ripetute in riferimento ai difetti	83
Appendice H	84
Relazione lineare tra complessità soggettiva e complessità oggettiva	84
Appendice I	85
Piano operativo completo	85
Riferimenti	87

Introduzione

La complessità è uno dei principali fattori di influenza del costo di assemblaggio e disassemblaggio, dei difetti introdotti durante i processi e sui prodotti finiti, del maggiore tempo di realizzazione e di consegna e della ridotta possibilità di scegliere la rigenerazione ed il reimpiego come strategie migliori al termine del ciclo di vita dei prodotti.

Complessità, tempi e costi sono fortemente correlati. Per questo motivo, per incrementare l'efficienza delle operazioni manuali e la qualità dei prodotti, è opportuno che le soluzioni complesse vengano evitate o, quantomeno, ridotte. In questo senso, comprendere le radici della complessità, analizzarla e possedere gli strumenti necessari per gestirla diventa fondamentale.

In letteratura, la complessità è ampiamente studiata sia da una prospettiva oggettiva che da una soggettiva. La prima è legata alle caratteristiche del sistema e non tiene conto delle caratteristiche dell'operatore, mentre la seconda considera la complessità come il prodotto tra le caratteristiche del sistema e dell'operatore che si interfaccia con esso. Un individuo, generalmente, inizia a percepire un processo come complesso quando vengono superati i propri limiti fisici e mentali. Pertanto, ad influenzare la complessità soggettiva è, sicuramente, la complessità oggettiva del prodotto e della sequenza di operazioni manuali, ma è anche tutto ciò che riguarda l'individuo in sé, ovvero la sua formazione, la sua esperienza, il grado di coinvolgimento, la creatività e la personalità.

Le due prospettive sono complementari e portano con sé vantaggi e svantaggi. Quella oggettiva è perfettamente quantificabile, ma non è sufficiente a descrivere i sistemi nella loro interezza, mentre quella soggettiva offre uno sguardo più ampio e completo, ma è maggiormente difficile da misurare, dato che si basa sulle interpretazioni di chi si trova ad assemblare o disassemblare.

Il presente lavoro di tesi, partendo dalla sperimentazione progettata ed eseguita da Alkan (2019), il quale sfrutta entrambe le prospettive introdotte, si propone di studiare gli effetti della complessità nei processi di assemblaggio e disassemblaggio. L'obiettivo è quello di consentire l'analisi della complessità anche nelle fasi iniziali di progettazione, quando mancano modelli fisici dei prodotti, evitando lunghe e costose fasi di riprogettazione, e di ridurre la complessità laddove un incremento della stessa abbia avuto un impatto negativo sugli indicatori chiave dell'industria manifatturiera.

Pertanto, è stata condotta una sperimentazione al fine di implementare e confrontare diversi modelli previsionali e trovare quelli che descrivessero al meglio i dati raccolti. Particolare attenzione è stata posta sulla relazione tra complessità di prodotto e tempi di assemblaggio e disassemblaggio, tra complessità di prodotto e difetti introdotti dagli operatori, tra complessità effettiva e percepita. Sono stati osservati, inoltre, gli effetti dell'apprendimento degli operatori sia in riferimento ai tempi che ai difetti.

Il lavoro è diviso in tre capitoli. Il primo ripercorre ed esamina la letteratura e gli studi condotti in merito alla complessità di prodotto. In particolare, si presenta il percorso che ha portato agli attuali modelli previsionali più accreditati. La complessità di assemblaggio è spesso legata agli attributi fisici dei prodotti da assemblare e disassemblare, ma è anche associata alla varietà di prodotto ed alle informazioni di processo. In questo caso, la complessità è definita come “complessità di scelta dell’operatore”. Una seconda serie di approcci valuta la complessità analizzando la relazione causa-effetto tra i parametri del processo e gli errori introdotti dagli operatori attraverso metodi statistici. Oltre alle caratteristiche oggettive, la complessità è influenzata dal contesto e dall’osservatore. Questa natura soggettiva ha spinto alcuni autori a valutarla sulla base di interviste e questionari.

Sebbene i modelli previsionali abbiano un ruolo cruciale nel migliorare la qualità dei prodotti e dei processi in diversi contesti industriali, la maggior parte di essi presenta delle criticità. In primo luogo, in alcuni casi, la metodologia utilizzata per valutare la complessità è progettata per la specifica applicazione industriale, come negli studi di Hinckley (1994) e Shibata (2002), in cui i metodi proposti sono adatti rispettivamente ai semiconduttori ed alle apparecchiature audio. Un secondo limite delle ricerche pubblicate può essere trovato nella soggettività di alcuni approcci impiegati nella valutazione della complessità. Come dimostrato da Alkan (2019), infatti, gli operatori iniziano a percepire le operazioni come complesse quando la complessità effettiva del prodotto raggiunge un punto di stagnazione, ma questo punto è diverso tra gli operatori. Per superare i problemi discussi, il presente lavoro ha l’obiettivo di implementare delle metodologie che siano indipendenti dal contesto applicativo e che non implicino arbitrarietà e trasferimento di proprietà dal contesto cardinale al contesto ordinale, all’interno del quale trovano spesso luogo le valutazioni in merito alla complessità percepita.

Il secondo capitolo presenta la sperimentazione vera e propria, ovvero il piano operativo, i dati raccolti sui partecipanti e le metodologie di analisi. L’esperimento si basa su dodici modelli molecolari *ball-and-stick*, scelti in modo da ricoprire un ragionevole spettro di complessità e sottoposti a quattro partecipanti. Tutti e quattro gli operatori hanno eseguito una prima prova randomica, assemblando e disassemblando tutte le strutture scegliendole casualmente. Su due di essi si sono osservati anche gli effetti dell’apprendimento, pertanto è stato loro chiesto di assemblare e disassemblare per sei volte consecutive una struttura di complessità bassa, una di complessità intermedia ed una di complessità alta. Infine, tre dei quattro partecipanti si sono espressi relativamente alla complessità soggettiva. Quest’ultima, per sua natura legata a proprietà ordinali e non cardinali, è stata definita ed analizzata attraverso metodi che non introducessero proprietà tipiche del contesto cardinale alla scala ordinale di partenza.

In particolare, avendo sottoposto ai partecipanti alcuni criteri di bassa complessità soggettiva, è stato richiesto loro di esprimersi relativamente all'importanza ed al valore di ciascun criterio in riferimento a ciascuna molecola. Sia le importanze che i valori dei criteri sono stati mediati tramite l'indicatore *OWA*, introdotto da Yager (1994), il quale opera nel contesto ordinale allo stesso modo in cui la media tradizionale opera nel contesto cardinale, evitando i problemi della codificazione numerica. La determinazione finale della complessità percepita per ogni struttura molecolare ha impiegato un ulteriore passaggio. Partendo da un metodo alternativo sviluppato nel contesto della *FMEA*, il quale si propone di non aggiungere proprietà per la stima del classico indicatore *RPN* e di lasciare individuare prima i guasti più pericolosi, permettendo di assegnare importanze differenti agli indici di partenza, i valori di complessità soggettiva sono stati determinati sulla base del calcolo dell'indicatore *RPC* a cui conduce il metodo in questione (Franceschini & Galetto, 2001).

Se i dati relativi ai tempi ed ai difetti sono stati analizzati attraverso regressioni lineari e non lineari tradizionali, lo stesso non è avvenuto per i dati relativi alla complessità percepita. Le regressioni tradizionali, infatti, si basano sul concetto di distanza, tuttavia introdurre la distanza non è formalmente corretto nel momento in cui ci si riferisce a scale ordinali. Per questo motivo, si sono sfruttati metodi alternativi di analisi. È stata implementata una regressione logistica ordinale sulle valutazioni dirette e non mediate dei partecipanti, mentre i dati mediati tramite *OWA* sono stati impiegati nel calcolo del coefficiente di correlazione di Spearman ed in un'*ANOVA* ad una via, con la quale è stato possibile capire qualcosa in più della relazione che lega complessità oggettiva e soggettiva, pur non implementando una regressione tradizionale.

Il terzo capitolo presenta i risultati ottenuti tramite il software statistico Minitab®. Successivi studi avranno l'obiettivo di approfondire l'analisi della relazione tra le differenti variabili studiate e dell'effetto apprendimento, il quale è stato esaminato dal punto di vista sperimentale ma non statistico proprio per la ridotta disponibilità di dati.

La complessità di prodotto

1.1 Definizione della complessità attraverso struttura, impiego ed interazione

In accordo con letteratura esistente, diversi sono i modi in cui può essere definita la complessità di un sistema. Le definizioni, così come i modelli che ne derivano, sono raggruppabili sotto tre punti di vista: strutturale, di impiego, di interazione.

Partendo dalla prospettiva strutturale, la complessità è considerata una funzione del numero di elementi che intervengono nel processo e della relazione tra questi (Alkan, 2019). Pertanto, si fa riferimento tanto alla complessità individuale degli elementi del sistema quanto all'effetto della loro connessione (Alkan & Harrison, 2019). Stando a questa definizione, un processo complesso consiste di diversi componenti interconnessi. I modelli che derivano dal punto di vista appena descritto analizzano i sistemi attraverso caratteristiche come la dimensione, la varietà dei componenti, l'architettura, la quantità e la chiarezza delle informazioni associate.

Osservando la complessità dal secondo punto di vista, invece, si fa riferimento all'impiego di risorse da parte degli operatori, ovvero allo sforzo fisico e mentale necessario per assimilare e processare le informazioni. La definizione si basa sull'idea che gli operatori consumino tante più risorse quanto più il processo diventa complesso. Le risorse a cui si fa riferimento sono ascrivibili alla sfera umana e riguardano la comprensione e l'elaborazione delle informazioni. Tuttavia, oltre che dalla conoscenza e dalle abilità visive, uditive e manuali degli operatori, non è possibile prescindere dagli attributi intrinseci del processo i quali, crescendo in numero, varietà ed incertezza, incrementano lo sforzo cognitivo richiesto (Alkan, 2019).

Per questo motivo, contrariamente ai precedenti punti di vista, i quali fanno rispettivamente riferimento alle caratteristiche del processo ed a quelle di chi lo esegue, il terzo punto di vista considera la complessità come il prodotto dell'interazione tra sistema ed operatore.

La principale ragione della nuova definizione risiede nel fatto che uno stesso sistema, oggettivamente complesso, può essere percepito in maniera differente. È quindi possibile differenziare i sistemi a seconda che richiedano un'elaborazione automatica delle informazioni, avendo una procedura e dei risultati completamente determinati, oppure siano complessivamente strutturati ma necessitino di qualche decisione specifica per il conseguimento dei risultati o, ancora, i risultati, la procedura e le informazioni siano totalmente non strutturati.

In sintesi, la complessità può essere interpretata in modo più o meno ampio a seconda che si considerino anche le caratteristiche personali degli operatori, oppure solo la quantità, la relazione e la varietà degli elementi del processo (Alkan, 2019).

1.2 Interazione tra sistema ed operatore: modellizzazione della complessità attraverso la misura entropica

La terza definizione di complessità, precedentemente introdotta, consente di giustificare i modelli che la associano all'incertezza tipica delle decisioni degli operatori di fronte ad un sistema di produzione o ai suoi componenti. In questo contesto, l'incertezza è misurata per mezzo dell'entropia.

Claude Shannon (1948) introduce il concetto di “entropia dell'informazione” sostenendo che l'entropia di una variabile casuale è il livello medio di informazione, sorpresa o incertezza insita nei possibili risultati della variabile stessa. I valori dell'entropia variano tra un minimo e un massimo e dipendono solo dalla probabilità che si verifichi un determinato evento: quando l'incertezza è massima l'entropia è pari al massimo, quando è minima l'entropia è pari al minimo. In altre parole, se un evento è molto probabile, non è una sorpresa che quell'evento si verifichi come previsto così come, se un evento è molto improbabile, non è una sorpresa che quell'evento non si verifichi. Tuttavia, se un evento è molto improbabile, il fatto che esso si verifichi porta con sé molta più incertezza. L'entropia dell'informazione è, pertanto, una misura di quanto sia “sorprendente” il risultato medio di una variabile.

Data una variabile casuale discreta X , con possibili risultati x_1, \dots, x_n , che si verificano con probabilità $P(x_1), \dots, P(x_n)$, l'entropia di X è formalmente definita come segue:

$$H(X) = -K \cdot \sum_{i=1}^n P(x_i) \cdot \log P(x_i),$$

dove K è una costante positiva che dipende dalla scelta dell'unità di misura, la somma si riferisce ai possibili valori della variabile e la base del logaritmo varia rispetto alle applicazioni.

La modellizzazione della complessità in ambito manifatturiero che parte dalla teoria di Shannon considera una determinata stazione di assemblaggio manuale lungo una linea, dove un operatore umano sia talvolta coinvolto in diverse scelte e decisioni durante l'esecuzione delle operazioni di assemblaggio. Le scelte in questione si riferiscono alle parti, agli strumenti, ai metodi di fissaggio ed a tutto ciò che un generico processo di assemblaggio implica.

Nel modello, la complessità associata all'operatore j -esimo che si trovi a dover compiere una scelta relativa all'attività k -esima, la quale coinvolge un numero di scelte pari a N_k , è calcolata come segue:

$$H_j^k = - \sum_{v=1}^{N_k} q_v^k \cdot \log_2 q_v^k,$$

in cui il termine q_v^k corrisponde alla frazione di scelta legata all'attività k -esima. Se la formula precedente descrive il calcolo relativo alla complessità di una singola attività, la complessità totale della stazione di assemblaggio è formulata come segue:

$$C = \sum_{k=1}^K H_j^k.$$

Secondo il modello descritto, maggiore è la complessità delle scelte, maggiore sarà il tempo richiesto all'operatore durante le operazioni di assemblaggio (Alkan, 2019).

Le misure entropiche sono criticate per l'elevata soggettività nel definire le scelte richieste all'operatore, essendo legate al livello di dettaglio, e per le costose fasi di valutazione. Ciò è particolarmente vero per le indagini di complessità dinamica, ovvero la complessità legata alle incertezze operative, le quali non consentono di tracciare un processo con semplicità (Alkan & Harrison, 2019).

1.3 Struttura del sistema ed impiego di risorse: modellizzazione della complessità attraverso la prospettiva oggettiva

Se la complessità viene osservata da un punto di vista puramente oggettivo, essa è legata al prodotto che deve essere assemblato ed alle risorse richieste all'operatore (Alkan, 2019), ovvero fa riferimento alle prime due definizioni di complessità precedentemente introdotte. Per determinarla formalmente, si adotta il modello proposto da Sinha (2012), secondo il quale qualsiasi sistema ingegneristico può essere rappresentato attraverso svariati componenti connessi in modi differenti. La complessità, pertanto, è funzione (i) dei singoli componenti, (ii) della complessità di interazione a coppie tra i componenti e (iii) degli effetti dell'architettura risultante (Alkan & Harrison, 2019). Secondo il modello, la complessità oggettiva C è definita come segue:

$$C = C_1 + C_2 \cdot C_3,$$

dove C_1 , C_2 e C_3 rappresentano, rispettivamente, la complessità dei componenti, delle interfacce e della topologia.

1.3.1 Complessità oggettiva dei componenti, C_1

Il primo termine di complessità oggettiva rappresenta la somma delle complessità delle singole parti del sistema ed è calcolato secondo la formula:

$$C_1 = \sum_{i=1}^N \alpha_i,$$

in cui α_i è la complessità relativa al componente i -esimo ed N è il numero totale di componenti del sistema. Per “complessità di un componente” si intende la difficoltà tecnica associata alla gestione dello stesso, ovvero lo sforzo richiesto per usare, programmare o controllare il componente (Alkan & Harrison, 2019). È misurata sulla base delle caratteristiche strutturali che portano a difficoltà ergonomiche (Alkan, 2019). Alla luce di questa assunzione, si può dire:

$$\alpha_i = 5(1 - e^{-(\sum_{i=1}^m k_i n_i)}),$$

con m pari al numero totale di tipologie di elementi che costituiscono il componente, n_i al numero totale di elementi del tipo i e k_i al parametro della funzione esponenziale corrispondente all'elemento di tipo i e compreso tra 0 e 1. La funzione esponenziale è adottata per due ragioni. La prima è definire il punteggio di complessità tra 0 e 5, quindi utilizzare un range unico per tutti i componenti; la seconda è limitare il punteggio massimo, specialmente per quei componenti per i quali lo sviluppo e la gestione eccedono i limiti umani di comprensione. La complessità percepita da un individuo, infatti, non può superare i limiti di comprensione dell'osservatore (Alkan & Harrison, 2019).

Nonostante la validità della formula precedente, Alkan (2019) suggerisce di stimare α_i come funzione del tempo standard di interazione con il componente generico durante il processo di assemblaggio, includendo, quindi, la localizzazione del box corretto, il movimento del braccio verso il box per recuperare l'elemento, il prelievo dello stesso ed il ritorno del braccio alla posizione di lavoro.

1.3.2 Complessità oggettiva delle interfacce, C_2

Il secondo termine, C_2 , è la somma delle complessità delle interazioni tra le parti del sistema, considerate a due a due. Essa è calcolata come:

$$C_2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \beta_{ij} A_{ij},$$

in cui A_{ij} definisce la matrice di adiacenza binaria del sistema visualizzando la connessione tra i due componenti. Per questo motivo, si ha:

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}.$$

A_{ij} è pari a 1 se esiste connessione tra le parti i e j , viceversa è pari a 0 (Alkan & Harrison, 2019). Il termine β_{ij} può essere espresso in funzione della complessità dell'interfaccia e della sua natura (Alkan, 2019). In base a ciò:

$$\beta_{ij} = \left(\sum_{k=1}^l c_k \right) \frac{(\alpha_i + \alpha_j)}{2},$$

dove c_k è il coefficiente di interfaccia che definisce la natura della stessa ed l è il numero di connessioni tra le parti i e j (Alkan & Harrison, 2019).

Come suggerito da Alkan (2019), β_{ij} può essere stimato sulla base del tempo standard di completamento della connessione tra le due parti in condizioni isolate. In aggiunta all'interazione con il legame ed i componenti considerati, il tempo di completamento include la localizzazione delle aree di connessione, l'orientamento ed il posizionamento reciproco delle parti e del connettore, l'esecuzione del collegamento ed il controllo finale.

1.3.3 Complessità oggettiva dell'architettura, C_3

Il termine C_3 cattura gli effetti dell'architettura globale del sistema. La formula che lo descrive è:

$$C_3 = \frac{E_A}{N}.$$

In essa, E_A è la somma dei valori singolari σ_i della matrice di connettività del sistema in considerazione ed N è il numero totale dei valori singolari:

$$E_A = \sum_{i=1}^N \sigma_i.$$

Si ricorda che, data una matrice A , i valori singolari sono definiti come le radici quadrate degli autovalori non negativi della matrice $A^T A$ (Verna, et al., 2019).

La complessità topologica riferisce quanto sia intricata la struttura nella sua totalità e cresce se si passa da un'architettura centralizzata ad una via via più distribuita. È possibile definirla all'interno di tre regioni: (i) $C_3 < 1$ se l'architettura è centralizzata, (ii) $1 \leq C_3 < 2$ se l'architettura è gerarchica e (iii) $C_3 \geq 2$ se l'architettura è distribuita (Alkan, 2019).

Contrariamente ai precedenti termini C_1 e C_2 , C_3 denota un effetto globale la cui influenza può essere percepita durante l'assemblaggio del sistema. Pertanto, il termine $C_2 \cdot C_3$ nell'equazione della

complessità oggettiva può essere interpretato come un indicatore generale dello sforzo di integrazione di un sistema, attraverso il quale è possibile distinguere le architetture di prodotti con simili parti e simili connessioni (Verna, et al., 2019).

La Figura 1 e la Figura 2 chiariscono graficamente ciò che è stato descritto in riferimento alla complessità oggettiva di un sistema ed alla sua architettura.

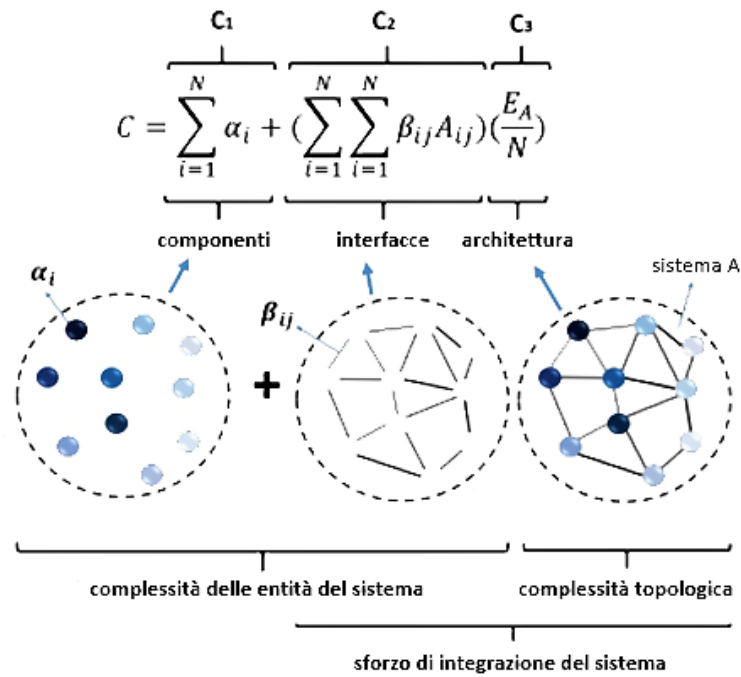


Fig. 1 – Definizione di complessità oggettiva (tratto da Alkan (2019)).

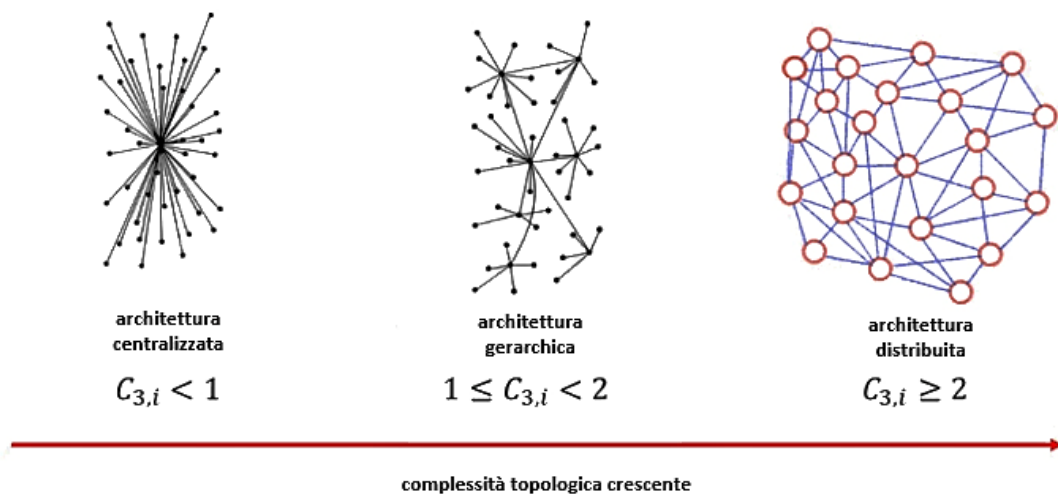


Fig. 2 – Modelli architettonici basati sul fattore $C_{3,i}$ con i rispettivi valori di riferimento (tratto da Verna, et al. (2019)).

1.4 Percezione personale dell'operatore: modellizzazione della complessità attraverso la prospettiva soggettiva

Compresa l'importanza dell'influenza esercitata tanto dalle caratteristiche del sistema quanto da quelle dell'operatore che si interfaccia con esso, la complessità va necessariamente studiata sia da una prospettiva oggettiva che da una prospettiva soggettiva. Quest'ultima, negli esperimenti che coinvolgono partecipanti cui si chiede di assemblare modelli con diversi gradi di complessità, è analizzata attraverso le loro personali interpretazioni.

Numerosi studi riguardanti la natura soggettiva della complessità si basano su sondaggi e questionari e puntano a definire delle metriche che, attraverso particolari criteri, distribuiscono la complessità percepita su diversi livelli.

Nonostante gli approcci che si basano su interviste dirette agli operatori forniscano importanti intuizioni su come la complessità di prodotto influenzi le operazioni umane ed i possibili miglioramenti, essi sono spesso considerati limitati, soprattutto nelle fasi iniziali di progettazione, quando non sono ancora disponibili modelli fisici dei prodotti (Alkan, 2019). Inoltre, i risultati dei sondaggi sono strettamente dipendenti dalle opinioni degli intervistati, rendendo quindi soggettivi i processi stessi (Alkan & Harrison, 2019).

1.4.1 Fattori di influenza della complessità soggettiva e trasformazione in scala ordinale

La complessità percepita dipende dalla capacità dell'osservatore di comprendere, gestire e risolvere il sistema con cui si rapporta e, di conseguenza, è differente dalla complessità oggettiva, la quale è invece intrinseca del sistema. In base a ciò, una determinata struttura può essere percepita più complessa rispetto a quanto non lo sia oggettivamente da un osservatore che manchi di conoscenza o di strumenti tecnici. Diversi fattori influenzano la complessità soggettiva. Tra questi, la complessità oggettiva del sistema, la formazione personale dell'operatore, l'esperienza, la creatività, il grado di coinvolgimento ed i tratti caratteriali (Alkan, 2019).

Come proposto da Alkan (2019), la complessità percepita può essere determinata a partire da alcuni criteri, il cui numero di soddisfazione è successivamente utilizzato per definire una scala ordinale a più livelli.

Le scale ordinali, spesso linguistiche, differiscono da quelle cardinali dal momento che il concetto di distanza non è definito e l'unica loro proprietà è l'ordinamento. I soggetti che stabiliscono una gerarchia tra gli oggetti sono chiamati ad esprimere preferenze su di essi o a valutarli. La preferenza si allontana da entrambi i concetti fondamentali della misura, ovvero l'empiricità e l'oggettività. Per definizione, si tratta di qualcosa di soggettivo e difficilmente interpretabile dall'esterno. Differenti

soggetti interpretano in differenti modi le relazioni con cui assegnano dei punteggi e possono stabilire differenti ordinamenti. C'è un'incertezza di fondo che riguarda il tipo di relazione applicata da ogni individuo. La valutazione, invece, è a metà tra la misura e la preferenza. Non è oggettiva, dal momento che si fonda su percezioni individuali, espresse senza l'uso di strumenti di misura, ma si tratta di una operazione che vuole essere empirica: il significato delle relazioni intangibili e non uniformemente interpretabili applicate dagli individui è comunque circoscritto per mezzo di un processo esogeno di definizione, al quale gli individui valutatori sono chiamati a conformarsi. Operativamente, quindi, c'è incertezza solo nell'interpretazione che i soggetti danno alla dimensione di osservazione fornita loro dall'esterno. La sostanziale differenza tra la valutazione e la preferenza risiede, allora, nel fatto che quest'ultima prevede che ogni soggetto adotti le proprie regole, quelle che ritiene più convenienti per esprimersi, senza dichiararle, mentre la prima prevede che le regole (riguardanti la dimensione dell'osservazione, la definizione delle scale, ecc.) vengano imposte dall'esterno e tutti i soggetti si adeguino ad esse.

Il primo e fondamentale step di un processo di valutazione consiste nella definizione di un asse di riferimento che determini delle specifiche regole empiriche. La seconda fase consiste nel fornire precise scale di valutazione, dal momento che la valutazione richiede che ci sia uniformità nell'accettare le regole fornite. L'uniformità, si ricorda, non riguarda i giudizi da parte dei soggetti coinvolti, i quali restano liberi di interpretare a proprio piacimento le situazioni. Parafrasando la definizione di misura, la valutazione diventa un'assegnazione di numeri o etichette a determinati oggetti o eventi, al fine di descriverli. Una relazione non empirica (così come viene intesa dalla misura vera e propria, la quale fa riferimento ad un risultato di osservazioni e non di pensieri caratterizzati da ambiguità), lo diventa per mezzo di regole operative, le quali impongono la dimensione che i soggetti devono osservare.

Alcuni fondamentali problemi sorgono dalle valutazioni ordinali. Primo fra tutti, la compatibilità della dimensione della rappresentazione con il modo di pensare dei valutatori. Se non c'è compatibilità, infatti, le valutazioni perdono di significatività ed utilità. Un ulteriore problema riguarda l'allineamento tra la scala proposta e l'effettiva capacità di discriminazione dei soggetti, soprattutto quando sono chiamati ad esprimersi attraverso scale verbali. Un'etichetta come "molto soddisfatto", infatti, potrebbe non avere lo stesso significato per tutti gli individui e questo si tradurrebbe in un problema di codifica dell'informazione, dal momento che l'interpretazione di ogni soggetto è, generalmente, sconosciuta. Inoltre, una determinata scala potrebbe essere troppo stretta per alcuni e troppo larga per altri. Nel primo caso, i soggetti si troverebbero a classificare forzatamente come uguali oggetti percepiti come differenti, mentre nel secondo caso potrebbero risultare confusi dall'eccessivo livello di dettaglio (Galletto, et al., 2007).

Scendendo nel dettaglio delle variabili ordinali, è possibile descriverle da più punti di vista (Agresti, 2002). Primariamente, esse differiscono dalle variabili nominali in quanto le categorie che definiscono possono essere ordinate, anche se le distanze tra le categorie restano sconosciute.

Le analisi statistiche condotte sulle variabili ordinali, pertanto, non possono prescindere dall'ordinamento. Nella gerarchia delle scale, i metodi statistici applicati sulle variabili di un tipo possono essere utilizzati anche con variabili di livelli superiori, ma non con variabili di livello inferiore. Ad esempio, i metodi implementati sulle variabili nominali possono essere utilizzati sulle variabili ordinali ignorando l'ordinamento tra le categorie. I metodi associati alle variabili ordinali, invece, non possono essere adattati alle variabili nominali, per le quali è possibile solo la classificazione e non l'ordinamento.

Ulteriori distinzioni che possono essere eseguite sono quella tra variabili continue e discrete e quella tra variabili qualitative e quantitative.

In accordo con il numero di valori che possono assumere, la classificazione tra continue e discrete distingue tra variabili che possono assumere molti valori e variabili che ne possono assumere pochi. La differenza tra variabili qualitative e quantitative risiede, invece, nella tipologia di caratteristica utile a definire i livelli. Le variabili nominali sono qualitative, dal momento che le categorie differiscono nella qualità e non nella quantità della caratteristica di interesse tra i diversi livelli. Le variabili ordinali possono essere trattate come variabili qualitative, utilizzando i metodi delle variabili nominali, oppure da variabili quantitative, dal momento che ogni categoria possiede sempre una più grande o più piccola quantità della caratteristica osservata rispetto ad un'altra categoria. Questo è il motivo per cui, spesso, gli analisti sfruttano la natura quantitativa delle variabili ordinali assegnando dei punteggi numerici alle categorie.

Nonostante la conversione numerica di informazioni verbali semplifichi le analisi successive, essa dà origine a due problemi molto rilevanti: (i) la codificazione numerica implica che si introduca la distanza tra i livelli della scala e (ii) la scelta di una determinata codificazione numerica al posto di un'altra può determinare un cambiamento dei risultati ottenuti.

Dato che una specifica codifica può dare origine ad una travisata rappresentazione delle informazioni originarie, un approccio corretto potrebbe essere quello che si basa esclusivamente sulle proprietà delle scale ordinali. Per questo motivo, la letteratura esistente propone nuovi metodi che consentono di valutare le caratteristiche espresse tramite scale ordinali, senza passare da una conversione artificiale in scale cardinali. L'obiettivo è di non considerare gli operatori di sintesi per la misura della posizione e della dispersione, nonostante essi vengano normalmente impiegati dagli approcci che ricalcano le tradizionali carte di controllo *Shewhart*, e di non assumere alcuna forma distribuzionale per la popolazione di valutazioni (Franceschini, et al., 2005).

1.5 Fattori *process based* e *design based*: modellizzazione della complessità e previsione dei difetti

La complessità dei sistemi può essere analizzata anche attraverso metodi statistici, i quali danno modo di compiere un ulteriore passo nella modellizzazione. Essi, infatti, permettono di descrivere anche la relazione che lega la complessità e gli errori di assemblaggio (Alkan, 2019). Questi ultimi sono generalmente distinti in quattro categorie: errori legati alla progettazione dei prodotti, parti difettose, varianza del sistema (introdotta da modifiche su macchinari, strumenti ecc.), errori umani. Molti studi negli ultimi anni si sono concentrati sulle prime tre categorie, tuttavia ricerche recenti hanno dimostrato che circa il 20% degli errori totali di assemblaggio proviene da fattori umani e non si può, pertanto, prescindere da essi (Galetto, et al., 2020).

Nel contesto dei semiconduttori, Hinckley (1994) dimostra che la complessità del processo di assemblaggio può essere utile per predire il tasso di difettosità dello stesso. Nello specifico, i risultati empirici mostrano che i difetti per unità (*DPU*) sono positivamente correlati con il tempo totale di assemblaggio e negativamente correlati con il numero di operazioni di assemblaggio. Ai fini della dimostrazione, viene utilizzato un fattore di complessità basato sul foglio di calcolo della metodologia *Westinghouse*, sviluppata nel contesto del *Design for Assembly (DFA)*. In linea con le regole del *DFA*, il fattore impiegato è determinato a partire dal tempo teorico di assemblaggio di un prodotto (Verna, et al., 2019). Inoltre, date le sue caratteristiche, è definito “process based”.

Attraverso studi successivi, Shibata (2002) applica il modello di Hinckley all’assemblaggio di prodotti Sony e lo modifica introducendo la decomposizione del processo in relazione alle stazioni di lavoro lungo la linea. Con lo scopo di predire i *DPU* in ogni stazione, definisce due fattori di complessità: il primo è simile a quello introdotto da Hinckley ed è il fattore *process based*, il secondo è il fattore *design based*, per il quale il tempo totale di assemblaggio ed il numero di operazioni di assemblaggio si riferiscono alla stazione in questione e non all’intero processo. La complessità associata al *design* è calcolata attraverso il metodo *Design for Assembly/Disassembly Cost-Effectiveness (DAC)*, sviluppato da Sony, che si configura come uno strumento utile a determinare la facilità di assemblaggio e disassemblaggio, così come la possibilità di riciclaggio e di assistenza legata ai prodotti.

In accordo al modello di Shibata, si ipotizzi un generico processo di assemblaggio suddiviso in m step, che chiameremo “workstation”, così come sono stati definiti dagli autori successivi. La *workstation i-esima* sia poi costituita da $N_{a,i}$ operazioni elementari, che chiameremo “job elements”, caratterizzate da un punto di inizio ed uno di fine. In particolare, il tempo di completamento di ciascun *job element* si determini sulla base del metodo *Sony Standard Time (SST)* (Galetto, et al., 2019). La tecnica consente di calcolare il tempo necessario ad eseguire ciascuna operazione standard, facilmente

identificabile e ripetibile, costituita dal minor numero di componenti di una specifica attività di assemblaggio (Verna, et al., 2019).

I *DPU* della *workstation* sono calcolati attraverso la seguente formula:

$$DPU_i = k_3 \cdot Cf_{P,i}^{k_1} \cdot Cf_{D,i}^{k_2},$$

all'interno della quale $Cf_{P,i}$ e $Cf_{D,i}$ sono i fattori di complessità della *workstation* generica, rispettivamente quello *process based* e quello *design based*, e k_1 , k_2 e k_3 sono tre coefficienti ottenuti tramite una regressione non lineare.

Andando nello specifico, il fattore di complessità *process based* è definito come segue:

$$Cf_{P,i} = \sum_{j=1}^{N_{a,i}} SST_{i,j} - t_0 \cdot N_{a,i} = TAT_i - t_0 \cdot N_{a,i},$$

dove $SST_{i,j}$ è il tempo standard speso sul *job element j-esimo* nella *workstation i-esima*, TAT_i è il tempo di assemblaggio totale della *workstation* e t_0 è il tempo di assemblaggio soglia, ovvero quello richiesto dal *job element* meno complesso (Galetto, et al., 2019).

Dal momento che il fattore *process based* non cattura tutte le possibili cause di difetti, viene introdotto il fattore di complessità *design based*. Sulla base degli studi condotti da Su (2010), esso è valutato attraverso parametri geometrici e non geometrici, selezionati in base alle caratteristiche dei prodotti da assemblare. Ad esempio, per un prodotto elettromeccanico si utilizzano parametri geometrici come la forma dei componenti, la dimensione, la forza richiesta per l'assemblaggio, il gioco tra i componenti, l'accessibilità agli stessi e la stabilità dell'assemblato ottenuto, e parametri non geometrici legati al contatto tra i diversi componenti.

Quando si tratta di prodotti elettromeccanici, il fattore $Cf_{D,i}$ è definito come segue:

$$Cf_{D,i} = \sum_{q=1}^l \left(w_q \cdot \frac{1}{e} \cdot \sum_{k=1}^e A_{kqi} \right),$$

in cui l rappresenta il numero di parametri selezionati come criteri, w_q è il peso di ogni parametro, attribuito tramite l'*Analytic Hierarchy Process (AHP)* e definito su una scala da 0 a 1, e è il numero di valutatori coinvolti nel confronto delle importanze relative per ogni parametro. Il grado di difficoltà A_{kqi} è la valutazione del parametro q -esimo nella *workstation i-esima* da parte del valutatore k -esimo ed è definito su una scala da 0 a 10.

Anche autori successivi ad Hinckley e Shibata hanno studiato la stretta relazione tra la complessità di assemblaggio e gli errori umani. I risultanti modelli di previsione dei difetti, nella maggior parte dei casi, spiegano la relazione attraverso leggi di potenza. Molti autori hanno quindi proposto una

trasformazione logaritmica per linearizzare i modelli matematici e renderli più facilmente interpretabili. Tuttavia, la bassa difettosità delle singole fasi di assemblaggio può risultare estremamente critica. Quando vengono applicate trasformazioni logaritmiche, infatti, valori molto bassi possono condurre a previsioni completamente errate (Galetto, et al., 2020).

Infine, sia p_i la probabilità di trovare almeno un difetto nella *workstation i-esima*, approssimabile alla frazione di unità non conformi. Essa è determinabile nel modo seguente:

$$p_i = 1 - \left(1 - \frac{DPU_i}{N_{a,i}}\right)^{N_{a,i}}$$

e si basa sulle assunzioni che: (i) ogni *job element* possa introdurre al massimo un difetto; (ii) per ogni *workstation*, la probabilità di trovare un difetto sia la stessa su ciascun *job element* (Galetto, et al., 2019) e (iii) non esista correlazione tra i difetti e gli errori di ispezione (Franceschini, et al., 2018). Sebbene i metodi statistici siano considerati un approccio robusto all'analisi della complessità, essi sono legati alla tipologia di assemblati e non possono essere utilizzati in maniera generica (Alkan, 2019). Hinckley, infatti, si basa sul *database Westinghouse*, progettato specificamente per i semiconduttori, mentre il metodo *DAC* ed i tempi derivati dal metodo *SST*, utilizzati da Shibata, sono sviluppati da Sony esclusivamente per apparecchiature audio. Di conseguenza, per estendere le metodologie proposte ad altri contesti, è necessario adattare ai casi di studio in questione, modificandole (Verna, et al., 2019).

In merito alle tre ipotesi proposte per l'ultimo calcolo, la prima non è così stringente se si considerano casi di applicazione reali, dal momento che la totalità di difetti possibili all'interno di un certo *job element* può essere interpretata come un unico "macro difetto". Le altre due assunzioni sono certamente più forti, tuttavia sono molto utili nella costruzione di un modello preliminare. Infatti, le eventuali correlazioni tra i difetti in differenti *job elements* non consentirebbero di disaccoppiare questi ultimi e renderebbero necessaria l'introduzione delle probabilità condizionate. Se si considerasse, infine, che per ogni step di un processo possono intervenire differenti tipologie di errori di controllo in relazione alle tipologie di difetti, allora non potrebbero essere omessi gli errori di tipo I e II. Ogni attività di controllo, infatti, è caratterizzata dal rischio di identificare un difetto quando questo non è presente (errore di tipo I) e dal rischio di non identificare un difetto quando questo è presente (errore di tipo II). Anche in questo caso, la semplificazione è utile ma molto lontana dalla realtà, dato che, nonostante questi rischi possano essere minimizzati attraverso l'impiego di tecniche sofisticate di monitoraggio della qualità, essi non possono mai essere eliminati del tutto (Franceschini, et al., 2018).

1.6 Composizione delle curve di apprendimento per i sistemi elementari e complessi

La teoria delle curve di apprendimento è ampiamente studiata in molti campi legati alla pianificazione della produzione, al miglioramento della qualità ed all'analisi dei costi. Le suddette curve sono quindi impiegate per descrivere l'evoluzione nel tempo di diversi parametri, come il costo del lavoro, il numero di difetti, il tempo di consegna, ecc. Utilizzandole, è possibile perseguire obiettivi come l'eliminazione dei problemi o il miglioramento della qualità del processo, così come realizzare previsioni sul comportamento futuro del processo stesso. Le principali caratteristiche delle curve di apprendimento sono le seguenti (Franceschini & Galetto, 2003):

- Concavità verso l'alto;
- Effetto "plateau" asintotico;
- In alcuni casi, iniziale concavità verso il basso.

Un processo di produzione, in grado di convertire materie prime in prodotti finiti o parzialmente finiti, è composto da una sequenza di attività organizzate che comportano un'interazione tra operatori, attrezzature e macchinari. L'effetto combinato di questi elementi, insieme alle influenze interne ed esterne, è causa di variabilità.

Le carte di controllo sono lo strumento più utilizzato per monitorare la variabilità di un processo nel tempo. La loro costruzione prevede l'identificazione delle cause che determinano uno slittamento della media o della varianza e la stima dei limiti di controllo del processo. Lungo il ciclo di vita di un processo, si assiste ad una continua sovrapposizione di cause positive e negative, ovvero cause che generano un incremento di variabilità e, viceversa, un decremento.

In riferimento ad un processo generico, il fenomeno della graduale riduzione della variabilità nel tempo è attribuibile all'effetto apprendimento. La variabilità "fisiologica" che caratterizza un processo nelle sue fasi iniziali di vita non è la stessa che si manifesta dopo un periodo di apprendimento sul campo e che viene definita "asintotica". L'apprendimento si manifesta nel momento in cui la conoscenza degli operatori riguardo al processo, l'attrezzatura ed i materiali inizia ad aumentare, permettendo un'allocazione più efficiente dei fattori di produzione. La riduzione della variabilità dipende dall'adattabilità dell'intera organizzazione alle condizioni mutevoli del processo e l'intensità del meccanismo non è sempre la stessa nel tempo. Dopo una fase preliminare di alto apprendimento, si assiste ad una progressiva attenuazione (Franceschini & Galetto, 2002).

Il primo modello che si propone di spiegare l'incremento di produttività legato all'apprendimento è formulato da March e Simon (1958), i quali introducono il concetto di *performance gap*. Esso fa riferimento alla differenza tra le prestazioni reali e quelle ideali, a cui si aspira. La teoria afferma che

l'attività di ricerca non si ferma, nemmeno al limite, pertanto non è consistente con il livello di plateau.

L'approccio *trial-and-error*, successivo alla teoria di March e Simon, assume che, nel momento in cui un individuo si trovi faccia a faccia con un nuovo compito, allora tenti diversi approcci, privilegiando il migliore ed escludendo tutti gli altri.

Lo studio di Levy (1965), almeno sotto certe condizioni, predice il cambiamento di concavità. Il modello che sviluppa si basa sull'assunzione che l'incremento di produttività, man mano che l'impresa guadagna esperienza, è proporzionale a quanto il processo può effettivamente migliorare. Le curve che ne derivano hanno un'iniziale concavità verso il basso e raggiungono gradualmente un plateau. Un'importante limitazione del modello di Levy consiste nel fatto che un'equazione differenziale descrive poco del processo attraverso il quale avviene l'innovazione.

Un altro approccio è presentato da Venezia (1985). L'autore sostiene che, se l'apprendimento dell'impresa riguarda alcuni parametri della funzione di produzione a partire da precedenti osservazioni e dai relativi output, allora emerge necessariamente una curva che descrive il fenomeno. Si assume l'esistenza di una funzione obiettivo $f(x)$ con un massimo in x^* . Il valore massimo corrispondente ad x^* è ignoto, ma è approssimato all'errore decrescente man mano che si ricevono e si assimilano informazioni aggiuntive. Il modello di Venezia implica che una migliore stima a partire dai dati passati porti ad una migliore allocazione delle risorse.

Differenti altri autori hanno presentato modelli legati all'apprendimento. Le forme più comuni di modellizzazione dell'effetto apprendimento nel tempo sono le seguenti:

$$p = \alpha t^{-\beta} + \gamma + \varepsilon,$$

$$p = \gamma + (p_0 - G)e^{-t/\tau} + \varepsilon,$$

dove p è una metrica di apprendimento medio (ad esempio, la frazione media di unità non conformi in un processo manifatturiero), α è la difettosità (frazione di unità non conformi) per il primo ciclo di apprendimento, β è il tasso di apprendimento, γ è la difettosità asintotica, p_0 è la difettosità iniziale, τ è la costante di tempo ed ε è il termine di errore (Franceschini & Galetto, 2002).

La scelta della legge di potenza o esponenziale dipende dal contesto applicativo, tuttavia Zangwill e Kantor (1998) introducono uno schema unico per vari modelli. A partire da cinque postulati che identificano determinate tipologie di apprendimento industriale, generano una equazione differenziale che descrive l'apprendimento. Tutti i modelli, allora, non sono altro che soluzioni parametriche dell'equazione differenziale dalla forma di Lotka-Volterra (comunemente chiamata "equazione preda-predatore"). Zangwill e Kantor contribuiscono in maniera rilevante alla teoria delle curve di apprendimento, affermando anche che il valore della metrica analizzata sull'intero processo

è la somma dei valori della metrica sui componenti del processo. In questo modo, è consentito riferirsi sia ai processi elementari che ai processi complessi. Questi ultimi, infatti, non sono altro che singoli processi elementari combinati tra di loro in modi differenti, mentre i processi elementari sono processi la cui curva di apprendimento può essere descritta per mezzo di uno dei modelli precedentemente richiamati (Franceschini & Galetto, 2003).

Considerando un generico processo manifatturiero ed assumendo come metrica di apprendimento la frazione di unità non conformi, il processo può essere suddiviso in fasi e ciascuna fase rappresenta un blocco elementare. La curva di apprendimento del processo totale dipende dalle curve di apprendimento delle singole fasi e dalla loro connessione, così come la difettosità del processo dipende dalla difettosità delle singole fasi.

Se $D(q)$ è pari alla cumulata di unità non conformi e q è la produzione cumulata, definendo $F(q)$ come la frazione di unità non conformi, si ha:

$$F(q) = \frac{D(q)}{q}.$$

La curva di apprendimento teorica, facendo riferimento ai modelli citati, può essere espressa come segue:

$$L(q) = \frac{dD(q)}{dq},$$

o, in maniera equivalente ma nel contesto discreto:

$$L(q) = \frac{\Delta D(q)}{\Delta q}.$$

Pertanto, la relazione tra $F(q)$ ed $L(q)$ è:

$$L(q) = F(q) + q \cdot \frac{dF(q)}{dq},$$

o, equivalentemente:

$$F(q) = \frac{\int_0^q L(x) \cdot dx}{q}.$$

La Figura 3 mostra un confronto tra $D(q)$, $F(q)$ ed $L(q)$, quando $L(q)$ ha un andamento esponenziale.

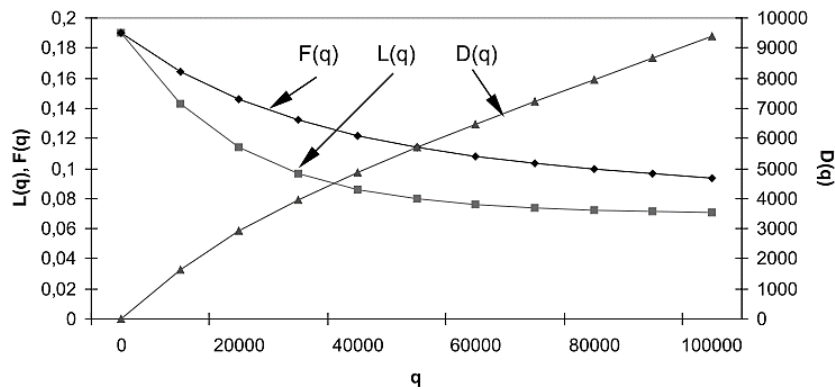


Fig. 3 – Confronto tra $D(q)$, $F(q)$ ed $L(q)$ per un generico processo manifatturiero (tratto da Franceschini & Galetto (2003)).

Si consideri il processo in serie riportato in Figura 4, dove q_A e q_B sono, rispettivamente, le produzioni cumulate del processo A e del processo B , q è la produzione cumulata dell'intero processo, mentre $D(q_A)$ e $D(q_B)$ sono, rispettivamente, le cumulate di unità non conformi del processo A e del processo B e $D(q)$ è la cumulata di unità non conformi dell'intero processo, pari a $D(q) = D(q_A) + D(q_B)$.

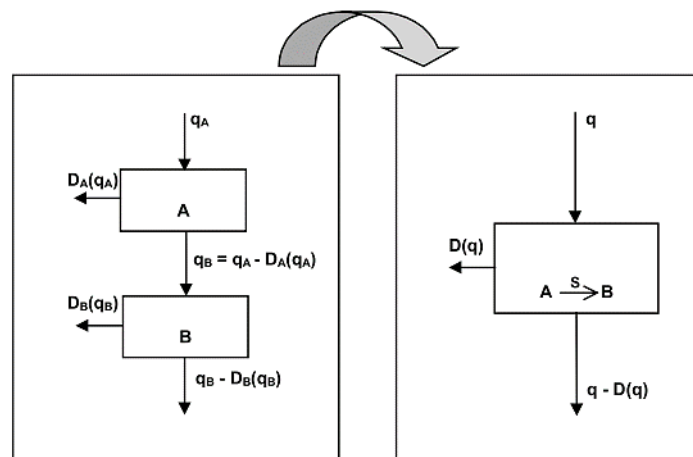


Fig. 4 – Schema di un sistema in serie (tratto da Franceschini & Galetto (2003)).

Sotto la condizione di completa indipendenza tra i processi (ovvero in assenza di scambio di “conoscenza”) si dimostra che:

$$L_{eq} = L_A(q) + L_B\{q \cdot [1 - F_A(q)]\} - L_A(q) \cdot L_B\{q \cdot [1 - F_A(q)]\},$$

dove ci si riferisce al processo A , al processo B ed al processo equivalente con i rispettivi pedici e si assume che si conoscano le curve di apprendimento dei processi A e B .

Si consideri, adesso, il processo in parallelo riportato in Figura 5, le quantità descritte in precedenza per la Figura 4 e le nuove quantità f_a ed f_b che rappresentano, rispettivamente, la frazione di componenti, rispetto a quelli totali, lavorati nel processo A e nel processo B .

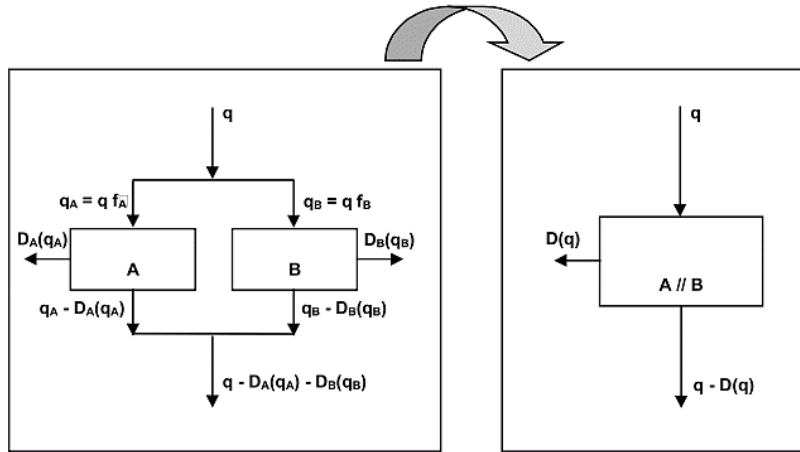


Fig. 5 – Schema di un sistema in parallelo (tratto da Franceschini & Galetto (2003)).

In questo caso, ancora sotto l'ipotesi di completa indipendenza tra i processi, si ha:

$$L_{eq} = f_A \cdot L_A(q \cdot f_A) + f_B \cdot L_B(q \cdot f_B),$$

dove, come prima, ci si riferisce al processo *A*, al processo *B* ed al processo equivalente con i rispettivi pedici e si assume che si conoscano le curve di apprendimento dei processi *A* e *B*.

Infine, si consideri il processo riportato in Figura 6. In questo caso, ovvero nel caso in cui il sistema complesso sia composto da due processi semplici in parallelo connessi in serie con un terzo processo elementare, la curva di apprendimento del sistema equivalente può essere derivata attraverso le leggi di composizione applicate in sequenza.

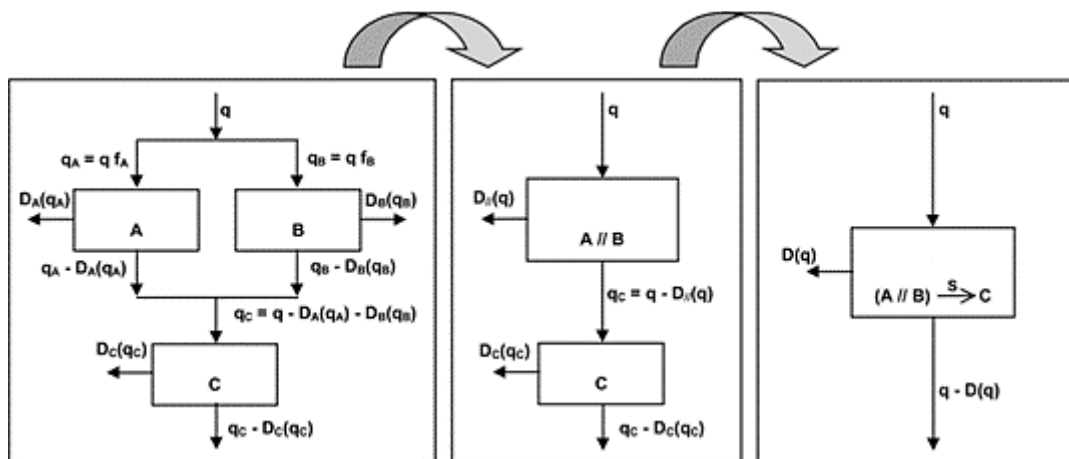


Fig. 6 – Schema di un sistema in network (tratto da Franceschini & Galetto (2003)).

I valori di apprendimento del sistema composto sono più alti rispetto a quelli di ciascun sistema elementare. Ciò è dovuto all'effetto combinato delle strutture in parallelo ed in serie, che produce un ritardo nell'apprendimento del sistema composto.

Vale la pena ricordare che, in accordo con il modello proposto da Franceschini e Galetto (2003) ed appena descritto, solamente processi simili, ovvero volti alla produzione dello stesso componente, possono essere connessi in parallelo. Se due processi non sono simili, la situazione diventa più complicata. Facendo riferimento a due processi non simili ma complementari, ad esempio quelli che producono la portiera destra e sinistra di un'auto, i due processi possono essere considerati come unico e la curva di apprendimento relativa coincide con la minima delle due iniziali.

Il metodo proposto può essere utilizzato come uno strumento per prevedere l'effetto dell'apprendimento su sistemi complessi. Da un punto di vista pratico, può essere organizzato nel modo seguente.

1. Definizione di una o più configurazioni di sistema;
2. Determinazione delle curve di apprendimento per ogni processo semplice attraverso lo studio di processi simili oppure attraverso simulazioni;
3. Riduzione del sistema complesso ad un blocco singolo equivalente;
4. Comparazione ed analisi delle curve di apprendimento equivalenti;
5. Scelta della soluzione migliore dal punto di vista dell'apprendimento.

La principale caratteristica del metodo è la capacità di fornire una previsione di unità non conformi in un processo complesso. L'informazione è particolarmente d'aiuto durante le fasi preliminari di progettazione. Si tratta di un approccio superiore a quello che definisce l'equazione della curva di apprendimento per ognuno dei componenti del sistema, calcola il numero di unità difettose per ogni ciclo di produzione, li somma e genera una nuova curva basata sulla regressione dei punti utilizzati per la somma. Innanzitutto perché, come visto in precedenza, la nuova curva di apprendimento non può essere ottenuta dalla semplice somma delle curve dei blocchi elementari. Inoltre, il metodo proposto può essere utilizzato per confrontare a priori differenti configurazioni prima di realizzarle effettivamente e selezionare quale operazione migliorare prima delle altre, supponendo che il costo per ottenere un determinato incremento percentuale nel tasso di apprendimento di un'operazione sia lo stesso per tutte le operazioni.

1.6.1 Stima della difettosità asintotica attraverso l'apprendimento

Assumendo come metrica di apprendimento la frazione di unità non conformi e raggiunta la difettosità asintotica, non è possibile incrementare ulteriormente le prestazioni del processo. La difettosità asintotica, ossia la frazione di unità non conformi che il processo produce nelle sue condizioni migliori, deve essere stimata insieme al tempo necessario per raggiungerla (Franceschini & Galetto, 2002).

Siano, allora, (t_1, p_1) e (t_2, p_2) le coordinate delle frazioni medie di non conformi nel tempo relative a due fasi di un processo manifatturiero, in particolare la fase di costruzione di una carta di controllo p e la fase di verifica dei limiti di controllo del processo. Inoltre, sia $p = (\alpha/t) + \gamma + \varepsilon$ una versione semplificata della legge di potenza precedentemente descritta, con $\beta = 1$. Si ottiene una stima preliminare dei parametri del processo di apprendimento:

$$a = \frac{p_1 - p_2}{1/t_1 - 1/t_2},$$

$$c = p_1 - a/t_1,$$

dove $p_1 = \sum_{i=1}^k p_i/n$ e $p_2 = \sum_{i=1}^m p_i/n$ sono le frazioni medie di non conformi, k ed m sono il numero di punti analizzati per ciascuna fase, t_1 e t_2 sono i tempi medi di verifica. È possibile dimostrare che a e c sono stimatori corretti di α e γ , infatti $E(a) = \alpha$ ed $E(c) = \gamma$. Attraverso c , inoltre, è possibile determinare i limiti di controllo asintotici della carta.

Definita una distanza percentuale h dal target asintotico, è possibile determinare anche il tempo t^* necessario al suo raggiungimento:

$$\gamma + \frac{h}{100} = \gamma + \frac{\alpha}{t^*}, \text{ quindi } t^* = \frac{\alpha}{h} \cdot 100.$$

Dato che un errore di stima nella curva di apprendimento potrebbe avere un impatto sulla produzione molto più rilevante rispetto ad un errore nella previsione della domanda, è utile realizzare una rapida analisi di sensibilità. In questo modo, è possibile identificare il comportamento del modello per piccole variazioni dei parametri in input. Differenziando la versione semplificata della legge di potenza, si ottiene:

$$dp = \frac{\partial p}{\partial \alpha} \cdot d\alpha + \frac{\partial p}{\partial \gamma} \cdot d\gamma = \frac{d\alpha}{t} + d\gamma.$$

L'espressione mostra che la variazione di difettosità è influenzata da un termine proporzionale (legato al parametro α) e da un termine costante (legato al parametro γ). Assumendo una indipendenza statistica tra i due parametri, il range di stima della difettosità è:

$$p_{stima} \pm z_{\alpha/2} \cdot \sqrt{\left(\frac{\partial p}{\partial \alpha}\right)^2 \cdot \sigma_a^2 + \left(\frac{\partial p}{\partial c}\right)^2 \cdot \sigma_c^2} = p_{stima} \pm z_{\alpha/2} \cdot \sqrt{\frac{\sigma_a^2}{t^2} + \sigma_c^2},$$

dove $p_{stima} = \frac{a}{t} + c$, $\sigma_a^2 = \left(\frac{t_2 \cdot t_1}{t_2 - t_1}\right)^2 (\sigma_{p_1}^2 + \sigma_{p_2}^2)$ e $\sigma_c^2 = \left(\frac{t_2}{t_2 - t_1}\right)^2 \cdot \sigma_{p_2}^2 + \left(\frac{t_1}{t_2 - t_1}\right)^2 \cdot \sigma_{p_1}^2$.

La Figura 7 e la Figura 8 chiariscono quanto descritto.

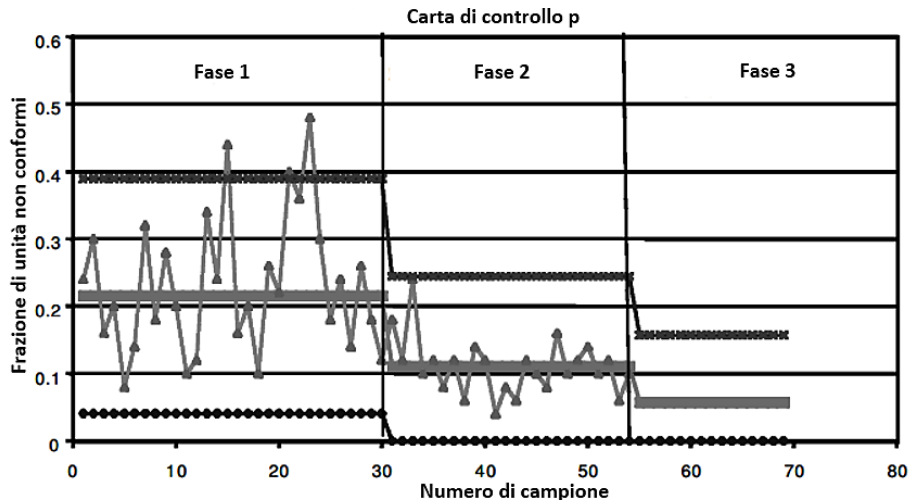


Fig. 7 – Frazione di unità non conformi su una carta di controllo p per campioni di 50 elementi. I limiti di controllo della carta sono calcolati nella fase 1 e verificati nella fase 2. La terza fase riguarda la stima dei limiti di controllo asintotici determinati attraverso la curva di apprendimento (tratto da Montgomery (1996)).

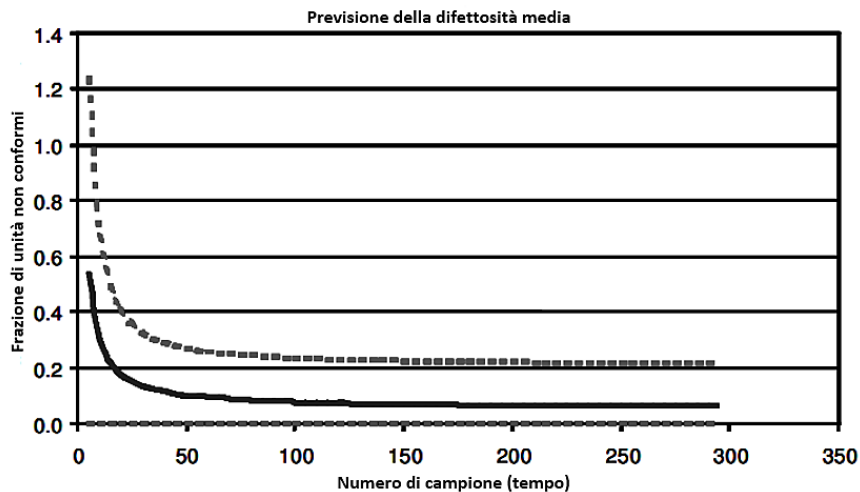


Fig. 8 – Previsione (linea tratteggiata) della frazione di unità non conformi per il processo considerato in Fig. 3.

Il metodo descritto è utile nella stima della difettosità asintotica di un processo manifatturiero e del tempo necessario per raggiungerla. Si basa sulla previsione della curva di apprendimento e sulle informazioni raccolte durante le fasi di realizzazione di una carta di controllo p , volta all'identificazione della frazione di difettosi nel processo. Le principali novità introdotte dal metodo sono le seguenti:

- Possibilità di stimare la difettosità asintotica di un processo, disponendo di un set limitato di informazioni preliminari;
- Valutazione della coerenza tra la difettosità asintotica e le specifiche di progettazione;
- Possibilità di scegliere tra varie alternative di processo per raggiungere la difettosità asintotica;
- Semplicità del metodo di revisione dei limiti di controllo del processo e dei valori asintotici.

Ulteriori sviluppi del metodo sono finalizzati alla definizione di una procedura capace di adattare automaticamente le nuove stime alle continue informazioni raccolte nel tempo (Franceschini & Galetto, 2002).

La sperimentazione

2.1 Assemblaggio e disassemblaggio: obiettivi dell'esperimento in riferimento ai due processi

L'industria manifatturiera globale dell'ultimo secolo è stata al centro di numerosi progressi politici, economici, sociali e tecnologici. Le normative ambientali, gli standard di produzione, i flussi di mercato, la competitività globale, sono tutti *driver* di complessità che hanno plasmato i paradigmi manifatturieri attuali: maggiore varietà di prodotto, politica “zero difetti”, consegna veloce, ridotto ciclo di vita dei prodotti. Tutto ciò ha avuto, come conseguenza, un'evoluzione dei sistemi manifatturieri che risulta nella maggiore multidisciplinarietà, connessione, flessibilità ed affidabilità attuali. L'aumento di complessità ha avuto un impatto negativo su tutti gli indicatori chiave (*KPI*): qualità, produttività, tempi e costi.

Pertanto, la complessità è accettabile se e solo se migliora le funzionalità, l'usabilità e le prestazioni del sistema, altrimenti dovrebbe essere eliminata o, quantomeno, ridotta. La complessità ed il suo impatto sugli indicatori chiave dovrebbero essere costantemente identificati e quantificati, al fine di rimanere competitivi e rispondere rapidamente alle richieste del mercato (Alkan, et al., 2018).

Lo studio sperimentale condotto attraverso il presente lavoro di tesi prende avvio dall'esperimento di Alkan (2019) e si propone di determinare, in riferimento ai processi di assemblaggio e di disassemblaggio, la relazione tra (i) complessità oggettiva e tempi di assemblaggio e disassemblaggio, (ii) complessità oggettiva e numero di difetti generati dagli operatori, (iii) complessità oggettiva ed apprendimento degli operatori, (iv) complessità oggettiva e soggettiva.

Si ritiene, infatti, che solo l'analisi della complessità e dei suoi effetti consenta di formulare ed implementare le corrette strategie di gestione della complessità. La necessità di strumenti e metodi per identificare e ridurre al minimo la complessità nelle fasi iniziali di progettazione deriva da una gestione della complessità ancora immatura e tipicamente legata alle fasi tardive della progettazione, che ha come conseguenza costose e lunghe fasi di riprogettazione (Alkan & Harrison, 2019).

2.1.1 Determinazione della relazione tra complessità oggettiva e tempi di assemblaggio e disassemblaggio

Facendo riferimento ad entrambi i processi analizzati e sulla base della sperimentazione di Alkan (2019), volta ad osservare gli effetti della complessità sull'assemblaggio, si prevede che la complessità di prodotto ed i tempi sia di assemblaggio che di disassemblaggio siano legati da una

legge di potenza. Ciò implica che, man mano che la complessità oggettiva aumenta, i tempi crescano più che proporzionalmente. Per le strutture più complesse, infatti, il tempo richiesto dalla comprensione e dall'elaborazione delle informazioni cresce in maniera sempre più intensa e può condurre ad una maggiore varianza tra i partecipanti.

2.1.2 Determinazione della relazione tra complessità oggettiva e difetti generati

Ampliando il campo di studio rispetto al lavoro di Alkan (2019), oltre che sui tempi verrà posta attenzione sui difetti introdotti dagli operatori nel corso delle operazioni sotto il loro controllo. I difetti che derivano dai processi di assemblaggio e disassemblaggio saranno distinti in due categorie: di processo e di prodotto.

I primi riguardano gli errori commessi durante il montaggio, se un operatore prende un elemento sbagliato, se ne accorge e lo cambia, oppure lo smontaggio, se l'operatore ripone un elemento in un box sbagliato, se ne accorge, lo recupera e lo ripone nel box corretto. Non sarà considerato come difetto di processo un tempo più lungo per trovare l'elemento che serve, dal momento che l'organizzazione della postazione sarà progettata adeguatamente e testata.

I difetti di prodotto relativi all'assemblaggio sono invece generati da un operatore che scambia due elementi identici dal punto di vista funzionale, ma diversi per altre caratteristiche, come il colore o il materiale. In riferimento al disassemblaggio, è conteggiato come difetto di prodotto un elemento riposto in un box scorretto e non spostato fino al termine del processo. I difetti di prodotto si caratterizzano per il fatto che sono osservabili alla fine del processo, proprio perché consentono di portare al termine tanto l'assemblaggio quanto il disassemblaggio. Non influenzano il tempo impiegato dall'operatore per montare e smontare, a differenza dei difetti di processo.

Ci si aspetta che il numero di difetti di entrambe le tipologie aumenti all'aumentare della complessità oggettiva e che ciò avvenga in maniera maggiormente marcata per l'assemblaggio, se il disassemblaggio può essere eseguito sempre allo stesso modo, in maniera standardizzata. Si prevede, inoltre, che una regressione non lineare sia preferibile ad una regressione lineare, come è stato dimostrato in riferimento a piccoli set di dati (Galetto, et al., 2020).

2.1.3 Determinazione della relazione tra complessità oggettiva ed apprendimento dell'operatore

L'apprendimento dell'operatore verrà analizzato osservando sia il tempo impiegato durante lo stesso processo di assemblaggio e di disassemblaggio eseguiti per un certo numero di prove, sia i difetti introdotti da chi esegue le prove.

Si prevede che le curve ottenute abbiano le due caratteristiche principali delle curve di apprendimento, ovvero la concavità verso l'alto e l'effetto plateau asintotico.

2.1.4 Determinazione della relazione tra complessità oggettiva e soggettiva

Determinare l'andamento della complessità soggettiva rispetto a quella oggettiva è utile al fine di aumentare la precisione con cui possono essere definite ed esaminate le operazioni di assemblaggio e disassemblaggio e possono essere previsti precisi indicatori chiave.

In riferimento all'assemblaggio e sulla base della sperimentazione condotta da Alkan (2019), ci si aspetta che la complessità soggettiva, o percepita, non sia modellata secondo una crescita continua. Essa raggiungerà, invece, un punto di stagnazione che rappresenta la saturazione. In altri termini, prima del punto di stagnazione la complessità soggettiva crescerà proporzionalmente alla complessità oggettiva, dopo il punto di stagnazione presenterà un comportamento stabile.

Il punto di stagnazione varierà tra gli individui coinvolti nel processo di assemblaggio e sarà legato alle capacità degli operatori di comprendere, elaborare e gestire le operazioni manuali sotto il loro controllo. Rappresenta una soglia critica, ovvero il limite di comprensione, definito come il punto in cui l'operatore inizia a percepire le operazioni di assemblaggio come complesse.

2.2 Progettazione dell'esperimento: il modello *ball-and-stick* e le strutture molecolari

Chiariti gli obiettivi dello studio sperimentale, si è richiesto ai partecipanti di assemblare e disassemblare dodici strutture molecolari sfruttando dei modelli *ball-and-stick* e chiare istruzioni 2D e 3D.

Le dodici differenti strutture molecolari scelte e sottoposte agli operatori sono associate ad un ragionevole spettro di complessità e sono state costruite a partire dal kit *Orbit Molecular Building System*. Includono atomi di carbonio (nero), idrogeno (bianco), ossigeno (rosso), azoto (blu) e zolfo (giallo) e due tipi di legami chimici, ovvero singoli (compatti) e doppi (flessibili). I modelli *ball-and-stick* che ne derivano sono riportati in Figura 9. A titolo di esempio, inoltre, si riporta in Figura 10 il modello 2D della seconda molecola. Essa consiste di 20 atomi, 18 legami singoli ed 1 legame doppio. Durante l'esperimento, le postazioni di assemblaggio e disassemblaggio sono state perfettamente organizzate: gli atomi distinti per colore e per forma e descrizione (tetraedrica, lineare, trigonale planare, ottaedrica, monovalente, bivalente) ed i legami per tipologia. Sia gli atomi che i legami sono stati posti in contenitori separati da cui i partecipanti hanno prelevato le singole parti in accordo con le istruzioni di assemblaggio, oppure entro cui le hanno riposte durante il processo di disassemblaggio.

Le istruzioni 2D e 3D sono state fornite in forma digitale, attraverso *link* diretti che proiettassero su uno schermo le molecole di volta in volta considerate.

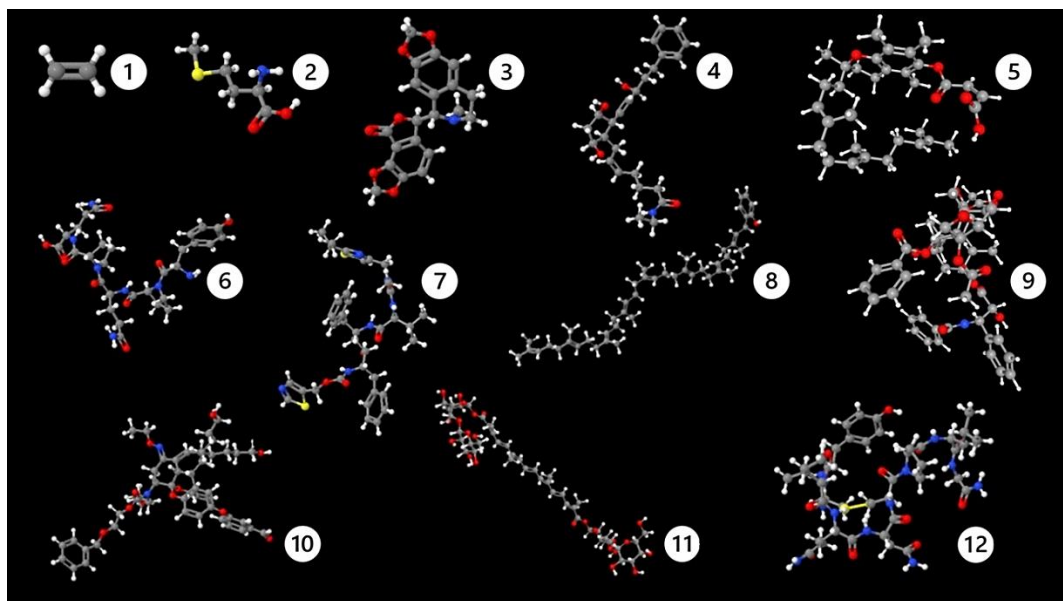


Fig. 9 – Dodici modelli 3D *ball-and-stick* utilizzati nell'esperimento.

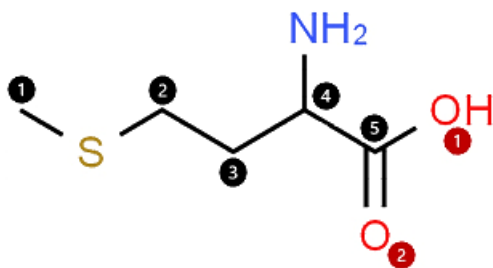


Fig. 10 – Modello 2D della molecola numero 2. Sono rappresentati e numerati, ad eccezione degli idrogeni, tutti gli atomi codificati per colore: carbonio (nero), ossigeno (rosso), azoto (blu), zolfo (giallo). Sono inoltre rappresentati i legami singoli e doppi presenti nella struttura.

2.3 Progettazione dell'esperimento: stesura del piano operativo

Il piano operativo, progettato e testato attraverso una raccolta preliminare di dati, prevede di distinguere gli individui coinvolti in due gruppi, i quali riceveranno istruzioni diverse dal momento che diverso è lo scopo di osservazione. Sul gruppo *A* non vogliono osservarsi effetti di apprendimento, pertanto sarà chiesto di assemblare e disassemblare tutte e dodici le strutture molecolari scegliendole in maniera randomica. Sul gruppo *B*, al contrario, vogliono osservarsi gli effetti dell'apprendimento. Per questo motivo, si prevede che gli operatori assemblino e disassemblino per più volte consecutive una struttura di complessità bassa, una di complessità intermedia ed una di complessità alta. In Appendice I è riportata la progettazione del piano operativo riferita ai due gruppi.

Al fine di testare il piano, si è richiesto a quattro operatori di svolgere le prove preliminari contenute nel presente lavoro di tesi. Essi hanno quindi, innanzitutto, eseguito una serie di esperimenti corti, precedenti alla sperimentazione sulle strutture molecolari, con l'obiettivo di determinare la complessità associata alle tre entità di base (atomo, legame singolo e legame doppio), ovvero di stimare lo sforzo ergonomico medio di interazione con le entità in termini di tempo.

All'entità "componente", relativa all'atomo, è associato l'indicatore di complessità T_h , calcolato come la somma tra il tempo medio di individuazione del box corretto, il tempo medio richiesto dal movimento del braccio verso il box, il tempo medio del prelievo dell'entità ed il tempo medio richiesto dal rientro del braccio alla posizione di lavoro. Similmente, all'entità "interfaccia", relativa alle due tipologie di legame, è associato un indicatore di complessità determinato dalla somma tra quello calcolato come visto precedentemente per l'atomo e quello di realizzazione del legame tra due atomi, ovvero l'indicatore T_j . Quest'ultimo è dato dalla somma tra il tempo medio di orientamento reciproco del legame e dei due atomi, il tempo medio di realizzazione della connessione vera e propria, il tempo medio dell'aggiustamento e quello di un controllo visivo. La media di tutti i tempi è stata calcolata tra i partecipanti.

In accordo ai risultati, il tempo medio di interazione con un atomo è di 2 secondi e non si percepiscono sostanziali differenze tra i diversi atomi. Il tempo medio di completamento di un legame dipende dal tipo di legame chimico utilizzato. Si osserva, infatti, che i legami flessibili richiedono relativamente più tempo (9,6 secondi). Per stimare la complessità associata al componente e all'interfaccia, i valori temporali ottenuti dalle prove sono stati normalizzati rispetto al tempo più lungo. Di conseguenza, le complessità α , β_s e β_d ricavate si assumono costanti nei dodici casi. La Tabella 1 mostra i valori di complessità normalizzata. In accordo ad essi, la complessità oggettiva di ciascuna struttura è calcolata come segue:

$$C = N\alpha + (m_s\beta_s + m_d\beta_d) \frac{E}{N}$$

in cui N è il numero di atomi della struttura considerata, α è la complessità normalizzata del componente, m_s ed m_d corrispondono al numero di legami singoli e doppi della molecola, β_s e β_d sono le complessità normalizzate delle due interfacce ed E è la somma dei valori singolari della matrice di connettività associata alla struttura. A titolo di esempio, si riporta in Tabella 2 la matrice di connettività della seconda molecola. Essa è stata costruita attraverso i modelli 2D e 3D della molecola. A partire dalla matrice di connettività, o di adiacenza, attraverso la decomposizione ai valori singolari, è stato possibile calcolare E per la struttura considerata.

La formula utilizzata per il calcolo della complessità oggettiva è quella introdotta da Sinha (2012), applicata al caso di studio. In essa sono infatti distinguibili i tre termini di complessità oggettiva precedentemente introdotti: C_1 è pari al prodotto $N\alpha$, C_2 alla somma $m_s\beta_s + m_d\beta_d$ e C_3 al rapporto E/N . La Tabella 3 mostra i punteggi di complessità oggettiva ottenuti per le dodici strutture molecolari che gli operatori hanno assemblato e disassemblato.

Entità	Tipo di entità	Indicatore di complessità	Tempo medio [s]	Complessità normalizzata	
Atomo	Componente	T_h	2	0,2	α
Legame singolo	Interfaccia	$T_h + T_j$	6,2	0,6	β_s
Legame doppio	Interfaccia	$T_h + T_j$	9,6	1	β_d

Tabella 1 – Calcolo della complessità normalizzate dei componenti e delle interfacce.

ID2	C1	S	C2	C3	C4	N	C5	O1	O2	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11
C1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
S	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C2	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
C3	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0
C4	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
N	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0
C5	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
O1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
O2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H4	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H5	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H6	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H7	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H8	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H9	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H10	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H11	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabella 2 – Matrice di connettività della molecola numero 2.

ID	N	m	C	H	N	O	S	m _s	m _d	E	C ₁	C ₂	C ₃	C ₂ C ₃	CO
1	6	5	2	4				4	1	6	1,3	3,6	1,0	3,6	4,8
2	20	19	5	11	1	2	1	18	1	21	4,2	12,6	1,0	13,2	17,4
3	44	49	20	17	1	6		42	7	52	9,3	34,0	1,2	40,5	49,8
4	67	68	25	37	1	4		62	6	76	14,2	45,8	1,1	51,9	66,1
5	84	85	33	46		5		76	9	90	17,8	57,8	1,1	61,8	79,6
6	86	88	29	41	7	9		78	10	98	18,2	60,1	1,1	68,3	86,5
7	98	101	37	48	6	5	2	88	13	111	20,8	69,5	1,1	79,1	99,8
8	117	117	46	70		1		106	11	123	24,8	79,1	1,1	83,3	108,1
9	113	119	47	51	1	14		103	16	130	23,9	82,2	1,2	94,7	118,6
10	128	133	50	64	2	12		120	13	146	27,1	90,1	1,1	102,7	129,8
11	132	135	44	64		24		126	9	152	28,0	89,9	1,1	103,3	131,2
12	135	137	43	66	12	12	2	123	14	151	28,6	93,0	1,1	104,3	132,9

Tabella 3 – Risultati di complessità oggettiva per i dodici modelli *ball-and-stick*.

La complessità percepita, in relazione alle operazioni di assemblaggio associate ad ogni modello, è determinata sulla base delle opinioni soggettive dei partecipanti. In particolare, ai partecipanti sono stati sottoposti i criteri di bassa complessità presentati in Tabella 4.

Criteri di bassa complessità soggettiva	
1)	L'assemblaggio dei componenti avviene in maniera standardizzata, cioè sempre nello stesso modo
2)	È possibile lavorare per blocchi, cioè in maniera modulare
3)	L'assemblaggio dei componenti è facile e veloce
4)	L'istruzione di lavoro è facile da comprendere
5)	L'accessibilità alla struttura è buona
6)	L'assemblaggio dei componenti rientra nel campo visivo dell'operatore
7)	Le condizioni ergonomiche sono buone, cioè l'operatore non corre rischi
8)	Non è richiesta alcuna esperienza pregressa all'operatore
9)	L'ordine di lavoro è arbitrario
10)	Non sono necessari ricontrolli, cioè valutazioni soggettive dei risultati
11)	Nessuna operazione richiede precisione
12)	L'istruzione di lavoro è sempre visibile, cioè non sono necessari aggiustamenti della struttura proiettata
13)	L'assemblaggio dei componenti è stabile
14)	Non sono necessarie istruzioni dettagliate, cioè l'operatore può procedere in maniera intuitiva
15)	Il materiale impiegato non è flessibile, cioè non cambia forma durante l'assemblaggio
16)	C'è un immediato feedback di corretto assemblaggio

Tabella 4 – Criteri di bassa complessità soggettiva.

I criteri sottoposti alla valutazione dei partecipanti ricalcano quelli proposti in (Falck, et al., 2016), attraverso cui gli autori si pongono l'obiettivo generale di prevenire costosi errori di assemblaggio e di creare sostenibili condizioni di assemblaggio anche nelle fasi iniziali di produzione, quando è ancora possibile spostarsi verso altre e nuove soluzioni. I criteri sono formulati per la determinazione della complessità percepita individualmente dagli operatori.

Analizzando nello specifico i criteri scelti per la sperimentazione in esame, si nota come siano stati adattati al contesto. Ognuno di essi, infatti, può modificarsi in maniera consistente a seconda del campo di applicazione. È infine da sottolineare che, nonostante alcuni criteri sembrino molto simili, essi differiscono sostanzialmente. Il primo ed il nono ne sono un esempio, tuttavia il criterio numero 1 considera la possibilità, per l'operatore, di cercare soluzioni migliori per accelerare l'assemblaggio o evitare problemi riscontrati durante le operazioni. Per risparmiare tempo ed evitare errori, infatti, gli operatori potrebbero essere portati ad "inventare" i loro propri modi di eseguire le attività, e questo potrebbe avere un impatto sulla qualità. Il criterio numero 9, invece, fa riferimento all'ordine con cui ogni step del processo di assemblaggio è eseguito.

Formulati i criteri, si è previsto che ogni partecipante assegnasse ad essi un'importanza in base a quanto ritenesse rilevante per la bassa complessità lo specifico criterio. Oltre che relativamente all'importanza, si è richiesto loro di esprimersi circa il livello di concordanza con ogni criterio per ciascuna struttura molecolare assemblata. In entrambi i casi sono state utilizzate scale ordinali a cinque livelli, le quali sono riportate in Tabella 5 e Tabella 6.

Livello	Importanza criterio	Livello	Valore criterio
1	Trascurabile	1	Totalmente in disaccordo
2	Preferibile	2	In disaccordo
3	Importante	3	Relativamente d'accordo
4	Molto importante	4	D'accordo
5	Indispensabile	5	Totalmente d'accordo

Tabella 5, Tabella 6 – Definizione delle scale ordinali con cui ogni partecipante ha espresso l'importanza di ciascun criterio di bassa complessità ed il livello di concordanza con ogni criterio per ciascun modello molecolare.

Sia le importanze che i valori riferiti ad ogni criterio ed espressi dai partecipanti sono stati mediati tra gli individui, in modo da assegnare un'unica importanza ed un unico valore a ciascun criterio. Dal momento che si tratta di scale linguistiche, si è previsto di utilizzare non la media tradizionale, ma l'indicatore *Ordered Weighted Average (OWA)*. L'operatore, introdotto da Yager (1994), è definito nel modo seguente:

$$OWA = \text{Max}_{k=1}^n [\text{Min}\{Q(k), b_k\}],$$

dove $Q(K) = S_{f(k)}$, con $k = 1, 2, \dots, n$, è il quantificatore linguistico medio (ovvero il “peso” dell’operatore OWA) e per esso vale:

$$f(k) = \text{Int} \left\{ 1 + \left[k \frac{t-1}{n} \right] \right\}.$$

$S_{f(k)}$ è l’ $f(k)$ -esimo livello della scala linguistica, $\text{Int}(a)$ è la funzione che rilascia l’intero più vicino ad a , t è il numero dei livelli della scala, n è la dimensione del campione e b_k è il k -esimo elemento del campione, precedentemente ordinato in ordine decrescente.

L’indicatore OWA simula la media tradizionale, dal momento che opera in un contesto ordinale nello stesso modo in cui la media opera nel contesto cardinale (Franceschini, et al., 2005). Tuttavia, ha in input i valori provenienti dal set originale della scala ordinale, evitando quindi i problemi della codificazione numerica.

La determinazione finale della complessità percepita per ogni struttura molecolare ha impiegato un ulteriore passaggio. Partendo da un metodo alternativo sviluppato nel contesto della $FMEA$, il quale si propone di non aggiungere proprietà per la stima del classico RPN e di lasciare individuare prima i guasti più pericolosi, permettendo di assegnare importanze differenti agli indici, i valori di complessità soggettiva sono stati determinati sulla base del calcolo dell’indicatore RPC a cui conduce il metodo in questione (Franceschini & Galetto, 2001).

Il metodo utilizzato nella presente sperimentazione considera i criteri di complessità soggettiva a_i , $i = 1, \dots, 16$, come criteri di valutazione. Ciascuno di essi ha una propria importanza ed un proprio valore, entrambi risultanti dalla media attraverso OWA . La logica sfruttata è del tipo *fuzzy*. Pertanto, per ogni struttura molecolare, si avrà:

$$CS_n = \text{Min}_i [\text{Max}\{\text{Neg}(I(a_i)), V(a_i)\}].$$

La formula si riferisce alla molecola n -esima, $n = 1, \dots, 12$. Il massimo è applicato alla negazione dell’importanza del criterio considerato ed al valore del criterio stesso. In particolare, la negazione di un generico punto di una scala ordinale è calcolato come segue:

$$\text{Neg}(L_i) = L_{z-i+1},$$

dove L_i è l’ i -esimo livello della scala ed L_z è il livello massimo, in questo caso 5, dato che la scala delle importanze dei criteri è a cinque livelli.

La formula prevede, quindi, di applicare il minimo a tutti i sedici punteggi ottenuti con l’operazione del massimo. È possibile notare che i criteri di bassa importanza non hanno un’alta influenza sul punteggio totale. Una bassa importanza, infatti, si trasforma in alta dopo l’applicazione

dell'operazione di negazione. E se il valore del criterio considerato è alto, anche l'applicazione del massimo rilascia un alto punteggio.

In Tabella 7 è presentata la scala ordinale a cinque livelli di complessità soggettiva. Si ricorda che la giustificazione dei punteggi crescenti al diminuire della complessità percepita è da ricercarsi nel fatto che i criteri di complessità sottoposti ai partecipanti sono, in realtà, dei criteri di "semplicità".

Ciascuna molecola è definita più o meno complessa, dal punto di vista soggettivo, a seconda del punteggio finale ottenuto con l'applicazione del minimo.

<u>Livello</u>	<u>Complessità soggettiva</u>
1	Alta
2	Medio-alta
3	Media
4	Medio-bassa
5	Bassa

Tabella 7 – Definizione della scala ordinale di complessità soggettiva.

2.3 Esecuzione dell'esperimento: raccolta dei dati preliminari

I quattro operatori coinvolti nella sperimentazione hanno assemblato e disassemblato le dodici strutture per una volta in maniera randomica. Su due operatori si è poi osservato l'effetto apprendimento. A tal fine, entrambi hanno assemblato e disassemblato le strutture numero 3, 7 e 12 ciascuna per sei volte consecutive.

In riferimento ai tempi, la Tabella 8, la Figura 11 e la Figura 12 riguardano i dati sperimentali delle prove randomiche. La Tabella 9, la Figura 13 e la Figura 14 riguardano i dati sperimentali delle prove ripetute per l'osservazione dell'effetto apprendimento.

ID	CO	P ₁ , T _a [min]	P ₁ , T _d [min]	P ₂ , T _a [min]	P ₂ , T _d [min]	P ₃ , T _a [min]	P ₃ , T _d [min]	P ₄ , T _a [min]	P ₄ , T _d [min]
1	5	0,6	0,3	0,6	0,3	0,5	0,3	0,7	0,4
2	17	6,0	2,0	6,5	1,2	4,7	1,4	5,4	2,5
3	50	17,0	4,0	15,3	2,5	15,0	3,0	14,9	6,5
4	66	26,0	8,0	17,0	3,1	21,6	4,9	16,0	6,8
5	80	27,0	11,0	9,1	4,2	22,9	5,4	27,5	7,5
6	87	26,0	9,0	32,4	5,1	23,8	5,5	29,9	7,5
7	100	27,0	8,0	50,0	6,2	30,2	5,6	35,6	8,0
8	108	27,0	9,0	27,1	5,6	41,0	7,5	38,9	8,5
9	119	45,0	8,0	64,2	4,5	46,7	7,5	44,2	8,9
10	130	35,0	9,0	58,1	7,2	51,1	8,2	52,5	9,5
11	131	35,0	9,0	46,4	7,4	54,5	7,8	47,1	9,1
12	133	38,0	13,0	61,2	8,1	59,0	11,2	52,1	10,1

Tabella 8 – Tempo di assemblaggio e disassemblaggio dei quattro partecipanti che hanno eseguito le prove randomiche.

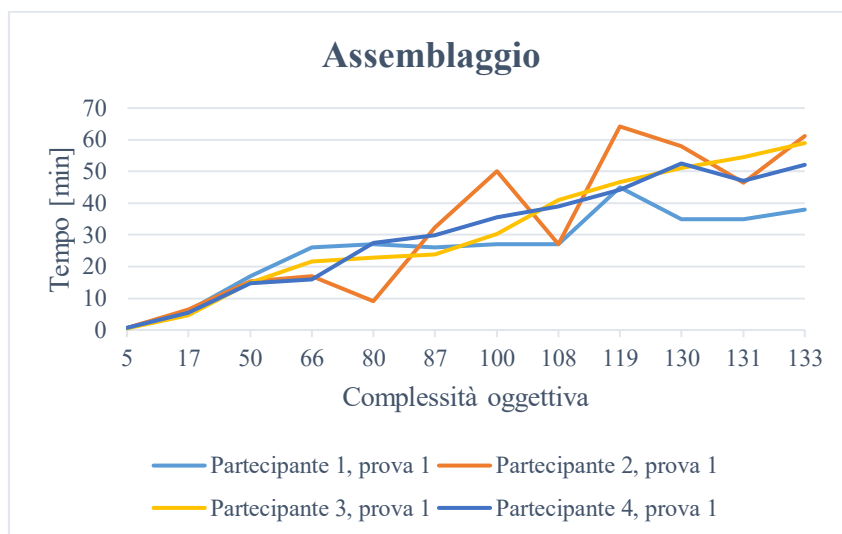


Figura 11 – Dati sperimentali dei quattro partecipanti che hanno eseguito le prove randomiche.

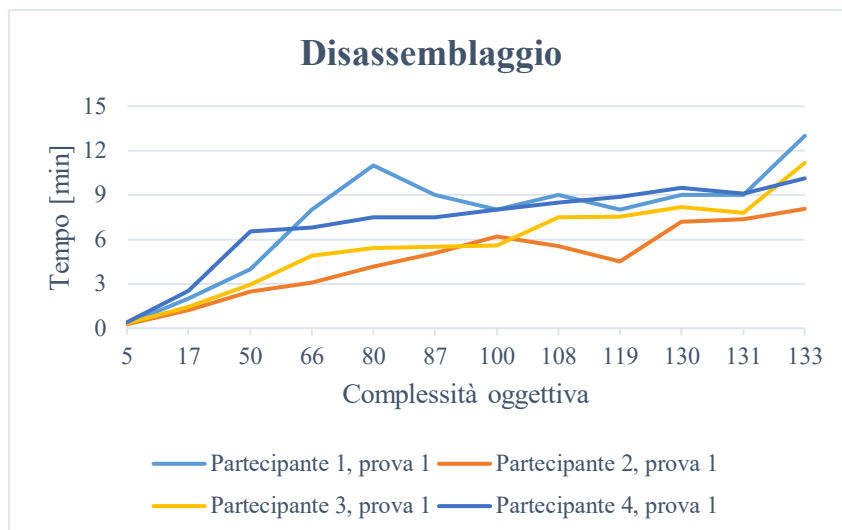


Figura 12 – Dati sperimentali dei quattro partecipanti che hanno eseguito le prove randomiche.

Prova	ID3				ID7				ID12			
	P ₃ , T _a [min]	P ₃ , T _d [min]	P ₄ , T _a [min]	P ₄ , T _d [min]	P ₃ , T _a [min]	P ₃ , T _d [min]	P ₄ , T _a [min]	P ₄ , T _d [min]	P ₃ , T _a [min]	P ₃ , T _d [min]	P ₄ , T _a [min]	P ₄ , T _d [min]
1	21,64	2,96	14,85	6,53	30,24	5,60	35,63	8,00	58,96	11,18	52,11	10,13
2	12,87	2,56	10,16	6,05	24,88	6,41	27,11	7,33	38,05	9,47	44,84	8,62
3	10,61	2,44	9,13	5,91	22,03	5,50	23,92	6,34	34,62	8,01	40,66	7,34
4	9,32	2,42	8,17	5,88	21,45	5,23	22,88	6,05	32,23	7,58	37,98	6,96
5	8,44	2,41	8,07	5,87	19,07	5,21	20,21	5,95	30,00	7,55	33,96	6,93
6	8,17	2,39	7,90	5,85	19,07	5,22	18,89	5,88	29,50	7,56	32,53	6,95

Tabella 9 – Tempo di assemblaggio e disassemblaggio dei due partecipanti che hanno eseguito le prove ripetute delle strutture numero 3, 7 e 12.

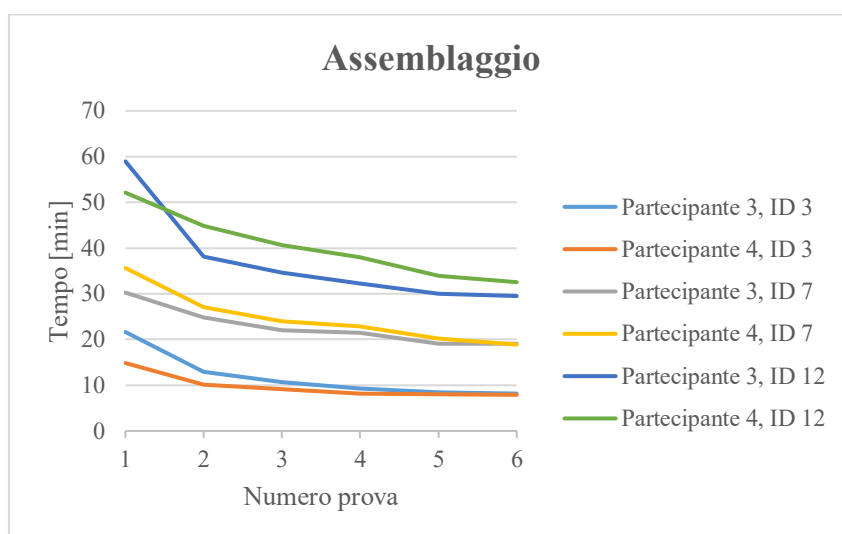


Figura 13 – Dati sperimentali dei due partecipanti che hanno eseguito le prove ripetute.

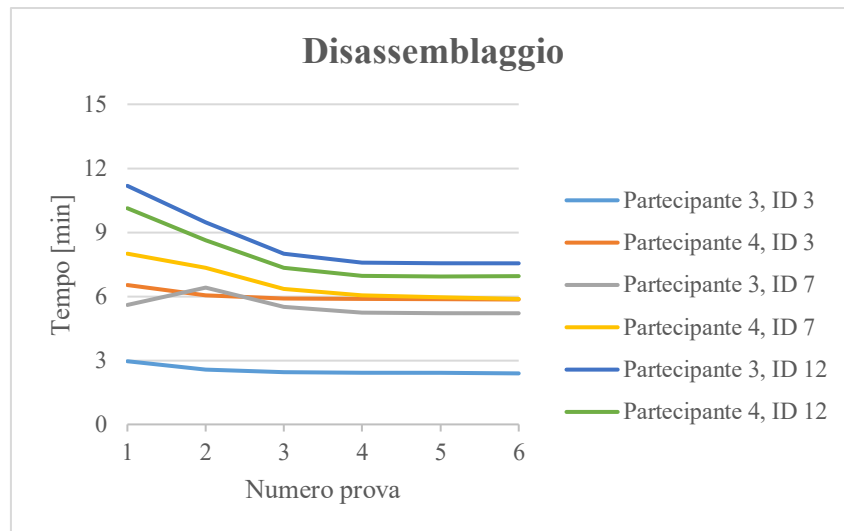


Figura 14 – Dati sperimentali dei due partecipanti che hanno eseguito le prove ripetute.

I due partecipanti su cui sono stati osservati gli effetti dell'apprendimento in relazione al tempo di assemblaggio e disassemblaggio, sono anche quelli su cui si sono raccolti i dati riguardanti i difetti. Avendo constatato che i difetti di entrambe le tipologie aumentano all'aumentare della complessità oggettiva, i seguenti difetti considerati in riferimento all'assemblaggio sono quelli totali, cioè la somma tra i difetti di prodotto ed di processo.

La Tabella 10, la Figura 15 e la Figura 16 presentano i dati sperimentali in riferimento alle prove randomiche. La tabella 11, la Figura 17 e la Figura 18 riguardano, invece, le prove ripetute.

ID	CO	P ₃ , D _a	P ₃ , D _d	P ₄ , D _a	P ₄ , D _d
1	5	0	0	0	0
2	17	1	1	3	1
3	50	5	2	4	1
4	66	6	1	5	2
5	80	2	1	6	2
6	87	8	3	8	3
7	100	8	3	7	3
8	108	6	2	8	4
9	119	9	3	10	3
10	130	12	4	13	5
11	131	10	4	12	4
12	133	14	5	15	6

Tabella 10 – Numero dei difetti totali di assemblaggio e disassemblaggio in riferimento alle prove randomiche.

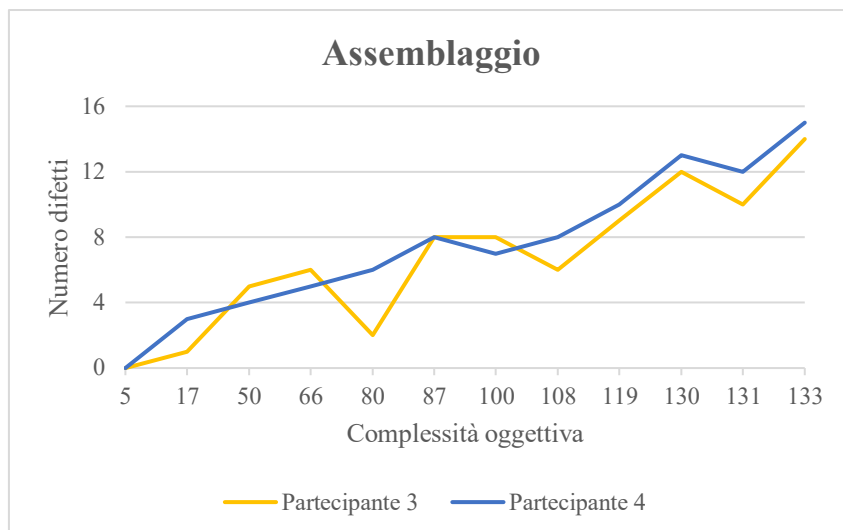


Figura 15 – Dati sperimentali riferiti alle prove randomiche.

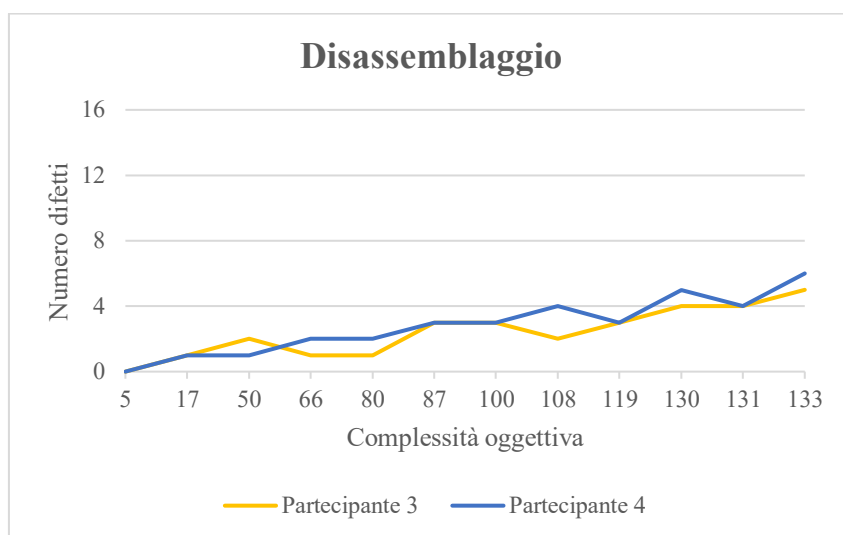


Figura 16 – Dati sperimentali riferiti alle prove randomiche.

Prova	ID3				ID7				ID12			
	P ₃ , D _a	P ₃ , D _d	P ₄ , D _a	P ₄ , D _d	P ₃ , D _a	P ₃ , D _d	P ₄ , D _a	P ₄ , D _d	P ₃ , D _a	P ₃ , D _d	P ₄ , D _a	P ₄ , D _d
1	5	2	4	1	8	3	7	3	14	5	15	6
2	4	2	3	0	6	3	6	4	12	4	13	5
3	4	1	3	0	6	2	5	3	10	4	9	5
4	3	1	2	0	5	1	5	1	8	3	8	3
5	2	0	1	0	3	1	3	1	4	2	6	2
6	2	0	1	0	3	0	3	0	4	2	4	3

Tabella 11 – Numero dei difetti totali di assemblaggio e disassemblaggio in riferimento alle prove ripetute.

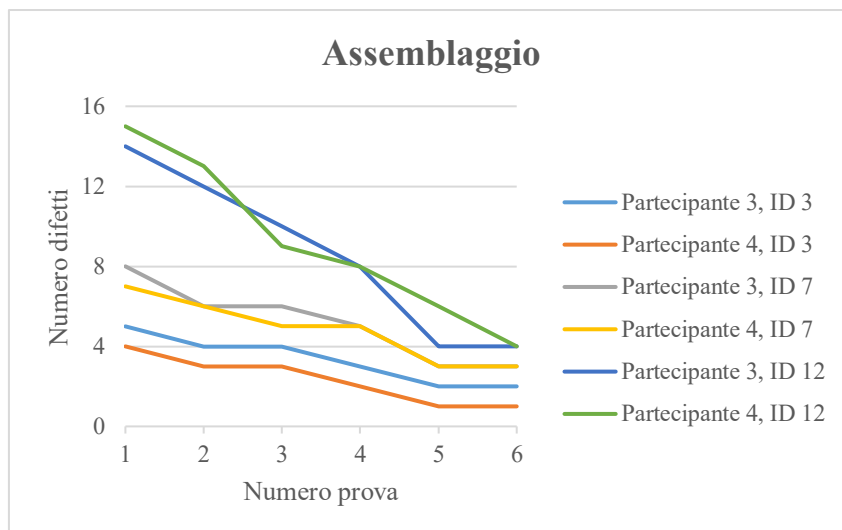


Figura 17 – Dati sperimentali riferiti alle prove ripetute.

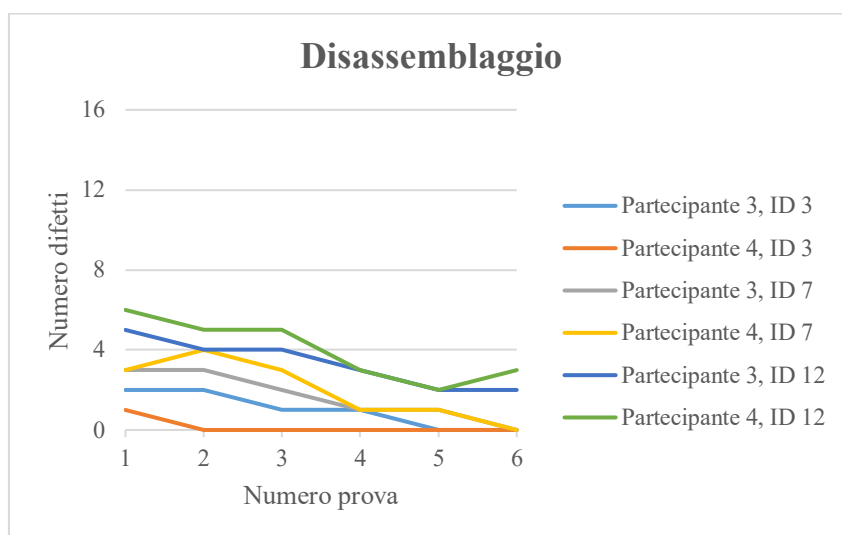


Figura 18 – Dati sperimentali riferiti alle prove ripetute.

Tre dei quattro partecipanti si sono espressi riguardo all'importanza dei criteri di bassa complessità soggettiva e al loro valore in riferimento alle dodici strutture, dopo averle assemblate la prima volta. A titolo di esempio si riporta la Tabella 12, riferita alla molecola numero 5. Per il calcolo dell'indicatore *OWA* si rimanda all'Appendice A. Si riportano, infine, la Tabella 13, la quale presenta i valori di complessità soggettiva riferiti alle dodici molecole, e la Tabella 14, che presenta gli stessi valori ma invertiti, in modo da avere i punteggi crescenti con la complessità oggettiva delle strutture. La Figura 19 è relativa alla relazione tra complessità percepita e complessità effettiva.

Criterio di complessità soggettiva	Importanza dei criteri di complessità soggettiva (I)				Valore dei criteri di complessità soggettiva (V)			
	P ₃	P ₄	P ₁	OWA	P ₃	P ₄	P ₁	OWA
1	5	5	5	5	3	2	3	3
2	4	4	3	3	3	3	2	3
3	5	5	5	5	2	2	3	2
4	4	5	5	4	3	3	4	3
5	4	4	4	4	3	2	4	3
6	4	5	5	4	3	2	4	3
7	3	4	3	3	2	3	3	3
8	3	5	4	3	3	2	3	3
9	4	4	4	4	2	2	4	2
10	3	5	3	3	3	3	2	3
11	3	4	2	3	4	2	3	3
12	4	5	5	4	3	2	2	2
13	3	5	3	3	3	2	3	3
14	3	4	4	3	3	3	2	3
15	3	4	4	3	2	3	3	3
16	3	4	2	3	3	2	3	3

Tabella 12 – Assegnazione delle importanze e dei valori ai criteri di bassa complessità soggettiva in riferimento alla molecola numero 5 e visualizzazione delle medie tra i partecipanti calcolate attraverso l'indicatore OWA.

Criterio di complessità soggettiva	I	V	CS
1	5	3	3
2	3	3	3
3	5	2	2
4	4	3	3
5	4	3	3
6	4	3	3
7	3	3	3
8	3	3	3
9	4	2	2
10	3	3	3
11	3	3	3
12	4	2	2
13	3	3	3
14	3	3	3
15	3	3	3
16	3	3	3

2

Tabella 12 – Calcolo della complessità soggettiva della molecola numero 5.

ID	CS
1	4
2	4
3	3
4	3
5	2
6	2
7	2
8	2
9	1
10	1
11	1
12	1

ID	CS
1	2
2	2
3	3
4	3
5	4
6	4
7	4
8	4
9	5
10	5
11	5
12	5

Tabella 13, Tabella 14 - Risultati di complessità soggettiva per i dodici modelli *ball-and-stick*.

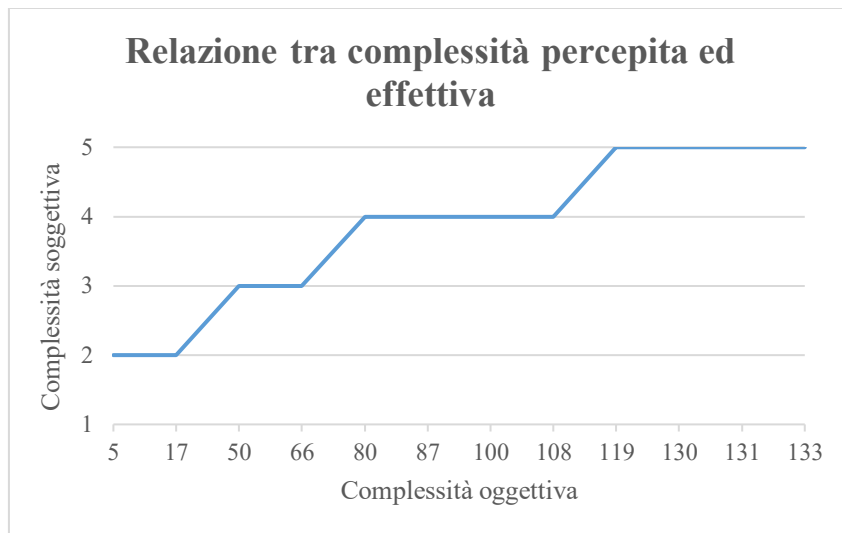


Figura 19 – Relazione tra la complessità soggettiva normalizzata e la complessità oggettiva per i dodici modelli *ball-and-stick*.

2.4 Metodologie di analisi dei tempi e dei difetti

Le prove eseguite dai quattro partecipanti coinvolti hanno permesso di raccogliere i dati sperimentali. Essi, attraverso il software Minitab®, sono stati analizzati dal punto di vista statistico con l'obiettivo di implementare e confrontare diversi modelli e trovare quelli che meglio li descrivessero.

Ciò che prima di tutto si è realizzato è l'analisi delle varianze, ovvero il test *ANOVA*, su quattro variabili dipendenti: tempo di assemblaggio, tempo di disassemblaggio, numero di difetti totali di assemblaggio e numero di difetti di disassemblaggio. In particolare, si è trattato di *ANOVA* a due vie, dal momento che due sono state le variabili indipendenti impiegate: "operatore" e "complessità oggettiva" nelle prove randomiche, "operatore" e "numero di prova" in quelle ripetute.

L'*ANOVA* a due vie è un'estensione di quella ad una via. In quest'ultima, infatti, si ha un'unica variabile indipendente di cui si vuole studiare l'influenza sulla variabile dipendente, mentre con la prima si vogliono studiare gli effetti di due variabili indipendenti su quella dipendente.

L'obiettivo dell'analisi è, generalmente, quello di verificare se le variabili indipendenti sono significative, ovvero influiscono in maniera rilevante sulla variabile dipendente di osservazione. Per determinare se l'associazione tra la variabile di risposta e ciascun termine è statisticamente significativa, è opportuno confrontare il *P-value* del termine con il livello di significatività e valutare l'ipotesi nulla. Quest'ultima è tale per cui non esiste alcuna associazione tra la variabile di risposta ed il termine. Solitamente, il livello di significatività è posto al 5% ed indica un rischio del 5% di concludere che esiste un'associazione tra la variabile dipendente e quella indipendente quando, invece, non c'è alcuna associazione effettiva. Se il *P-value* del termine è minore o pari alla soglia, allora l'associazione è statisticamente significativa, quindi si rifiuta l'ipotesi nulla, ovvero si può concludere che esiste un'associazione tra la risposta ed il termine considerato. Se, invece, il *P-value* è maggiore della soglia, allora l'associazione non è statisticamente significativa, quindi non è possibile rigettare l'ipotesi nulla, ovvero non si può concludere che esiste un'associazione tra la risposta ed il termine.

Nel caso particolare in esame, tutte le *ANOVA* effettuate hanno avuto l'obiettivo di testare se l'effetto operatore potesse influire in maniera determinante sui risultati dei processi. Un'assenza di significatività della variabile "operatore" avrebbe infatti giustificato, da un punto di vista formale, l'utilizzo dei valori mediati della variabile dipendente associata nella successiva implementazione dei modelli di regressione.

Per ciascuna delle quattro variabili dipendenti dei test *ANOVA* si sono confrontate regressioni lineari e non lineari e, in ogni caso, si è scelto il modello migliore osservando l'indicatore *S*, la curva di adattamento, l'andamento dei residui e la significatività statistica dei parametri.

L'errore standard della regressione, S , misurato nella stessa unità della variabile di risposta, rappresenta quanto i valori reali si discostano da quelli della curva che descrive il modello implementato. Si riporta un esempio di curva di adattamento e dati sperimentali in Figura 20. È possibile osservare che la linea di regressione segue la curvatura dei punti abbastanza bene. Se non sono presenti sistematiche deviazioni dalla curva di adattamento, allora i punti coprono adeguatamente l'intero range di valori previsti dal modello.

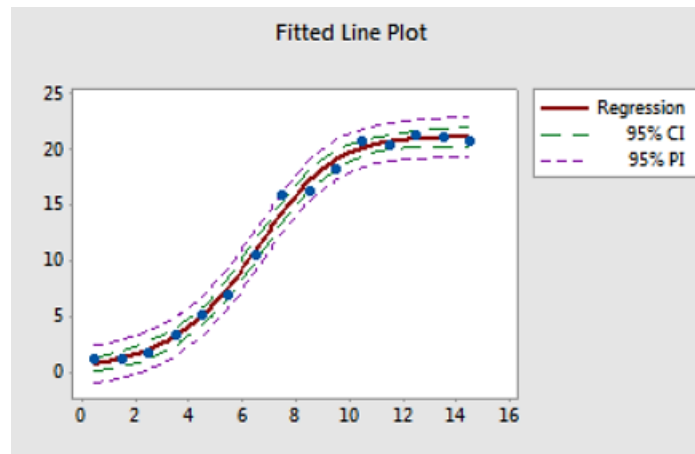


Figura 20 – Esempio di curva di regressione.

Oltre alla curva di regressione ed ai dati sperimentali, è possibile visualizzare gli intervalli di confidenza e di previsione. Un intervallo di confidenza fornisce un range di valori probabili per la risposta media date le informazioni specificate per i predittori nel modello. È utile per valutare la stima dei valori di adattamento per i valori osservati. In altri termini, aiuta a valutare la significatività pratica dei risultati. Con un livello di confidenza del 95%, si può essere sicuri al 95% che l'intervallo contenga la media della popolazione per i valori specificati delle variabili nel modello. L'intervallo di previsione differisce da quello di confidenza in quanto fornisce un range che probabilmente conterrà una singola risposta futura per un valore della variabile predittiva, date le impostazioni specificate per essa. L'intervallo di previsione è sempre più ampio del corrispondente intervallo di confidenza dal momento che prevedere una singola risposta è sicuramente più incerto che prevedere la media di più risposte.

La curva di adattamento ed il valore di S costituiscono il primo stadio di valutazione della bontà di un modello. La scelta di S al posto di R^2 risiede nel fatto che quest'ultimo è privo di significato al di fuori del contesto lineare, pertanto S garantisce una coerenza di valutazione tra modelli lineari e non lineari. Dato che rappresenta la deviazione standard della distanza tra i valori sperimentali e quelli adattati, il calcolo di S è il seguente:

$$S = \sqrt{\frac{\text{final SSE}}{DFE}}$$

All'interno della formula, *final SSE* è la somma dei quadrati dei residui e quantifica la variazione nei dati che le variabili predittive non spiegano. Il valore mostrato da Minitab® è il più piccolo *SSE* che l'algoritmo può ottenere, date le condizioni di partenza. Il valore *DFE* è pari alla differenza tra la dimensione del campione ed il numero di parametri. Il rapporto tra *SSE* e *DFE* rappresenta, quindi, la varianza attorno ai valori adattati.

Un inferiore valore di *S* indica una migliore descrizione della risposta da parte del modello. Tuttavia, un basso valore dell'indicatore statistico non basta ad affermare che il modello considerato rispetti tutte le assunzioni. Per questo motivo, è opportuno controllare anche i residui associati alla curva. Si presume che essi (i) siano distribuiti normalmente, (ii) abbiano varianza costante e (iii) siano indipendenti tra di loro.

Osservando il grafico che mette in relazione i residui con gli adattamenti, idealmente i punti dovrebbero cadere casualmente da entrambi i lati dello 0, come mostrato in Figura 21, quindi non dovrebbero identificarsi nuvole o particolari tendenze. Lo stesso dovrebbe verificarsi sul grafico che individua la relazione tra i residui e l'ordine di osservazione. La presenza di determinati andamenti, di cui si riportano alcuni esempi in Figura 22, sarebbe contraria all'assunzione secondo cui i residui sono indipendenti gli uni dagli altri. Se i residui non sono correlati, infatti, devono disporsi casualmente attorno alla linea centrale. Passando a considerare il grafico di normalità, i punti devono cadere molto vicini alla linea retta affinché si possa affermare che i residui siano distribuiti normalmente. Per verificare formalmente la distribuzione normale dei residui, tuttavia, si è sempre eseguito il test di *Anderson-Darling*. È stato necessario, quindi, confrontare il *P-value* risultante dal test con il livello di significatività.

Si riporta un esempio del test di normalità in Figura 23. Come livello di significatività si utilizza nuovamente la soglia standard del 5%, la quale indica un rischio del 5% di concludere che i dati non seguono una distribuzione normale quando, invece, la seguono. Se il *P-value* è minore o pari alla soglia, allora si può rifiutare l'ipotesi nulla, cioè concludere che i dati non seguono una distribuzione normale. Se il *P-value* è maggiore della soglia, invece, non si può rifiutare l'ipotesi nulla dal momento che non si hanno abbastanza prove per farlo, quindi non si può concludere che i dati non seguono una distribuzione normale.

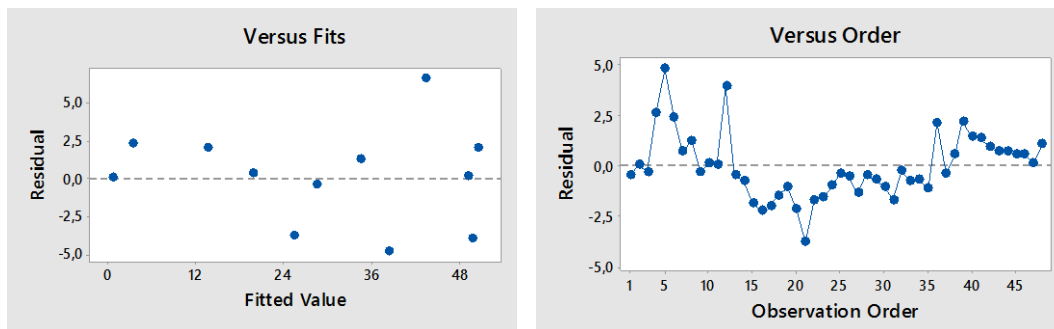


Figura 21 – Esempio di dati distribuiti casualmente intorno allo 0 ed esempio di dati distribuiti casualmente attorno alla linea centrale: non c'è evidenza che il valore dei residui dipenda dal valore degli adattamenti e non c'è evidenza che i residui non siano indipendenti tra di loro.

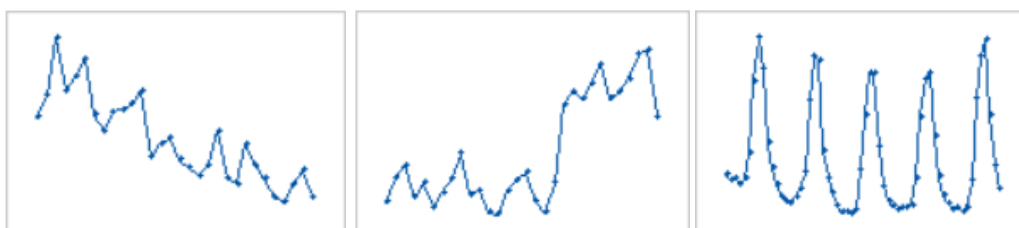


Figura 22 – Esempi di dati distribuiti non casualmente. Tendenze, salti e cicli negli andamenti potrebbero indicare dipendenza tra i residui.

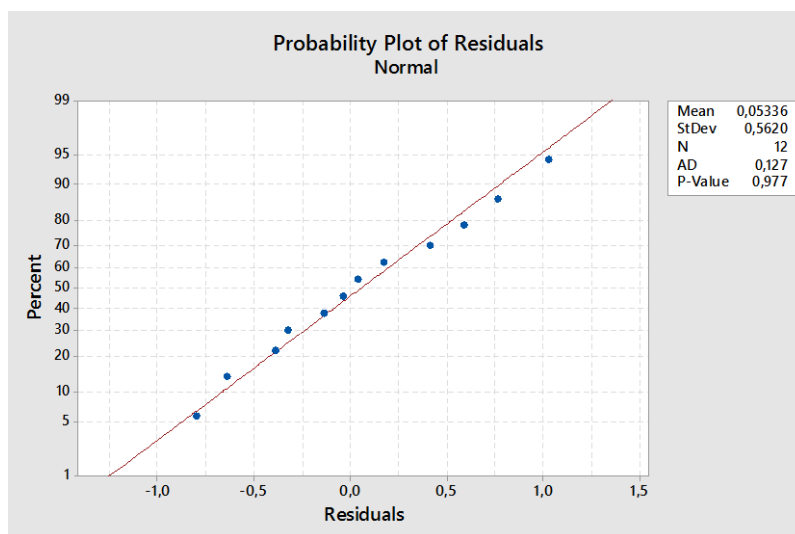


Figura 23 – Esempio di un test di normalità di Anderson-Darling: i punti cadono molto vicini alla linea retta ed il P-value rilasciato dal test è superiore al livello di significatività del 5%. Non si può concludere che i residui non seguono una distribuzione normale.

La verifica delle assunzioni è cruciale perché, se non sono rispettate, il modello potrebbe non adattarsi bene ai dati sperimentali. Oltre al valore di S ed ai grafici della curva adattata e dei residui, per determinare se il modello implementato è ragionevole è opportuno esaminare anche i valori dei parametri.

I parametri di regressione descrivono la misura e la direzione della relazione tra un predittore e la variabile di risposta. Il coefficiente di un termine, in altri termini, rappresenta la variazione nella risposta media associata ad una variazione del termine stesso, mentre tutti gli altri termini del modello

sono tenuti costanti. Il segno del coefficiente indica la direzione della relazione tra termine e risposta, mentre la misura del coefficiente è, solitamente, un buon modo per valutare la significatività pratica dell'effetto che il termine ha sulla risposta. La misura in questione, tuttavia, non indica se il termine è statisticamente significativo. Per determinare la significatività statistica, infatti, occorre esaminare, almeno nelle regressioni lineari, il *P-value* del termine. Se un coefficiente si riferisce ad una variabile continua, come nei casi studiati e presentati successivamente, rappresenta la variazione nella risposta media per un'unità di variazione nel termine. Se è un coefficiente negativo, all'aumentare del termine, il valore medio della risposta diminuisce. Viceversa, se è positivo, all'aumentare del termine, aumenta anche il valore medio della risposta. L'errore standard del coefficiente è utile per misurare la precisione della stima: più è piccolo, più precisa è la stima. Dividendo il coefficiente per il suo errore standard, si calcola il *T-value*. Se il *P-value* associato alla statistica *t* è inferiore al livello di significatività del 5%, allora è possibile concludere che il coefficiente è statisticamente significativo. Nella regressione lineare, il valore dell'ipotesi nulla per ciascun parametro è 0 ed implica un effetto nullo della variabile indipendente associata sulla variabile dipendente. Il *P-value* fornito da Minitab® si basa su questo valore. Nella regressione non lineare, invece, determinare l'effetto che ciascun predittore ha sulla variabile di risposta non è così intuitivo come nelle equazioni lineari. Il valore dell'ipotesi nulla per ogni parametro dipende dalla funzione attesa e dalla posizione del parametro in essa. Minitab® non può calcolare il *P-value* per ciascun parametro, pertanto, per valutare se la stima di un parametro è statisticamente significativa, si utilizzano gli intervalli di confidenza per i parametri. Generalmente, un parametro è statisticamente significativo se l'intervallo esclude il valore dell'ipotesi nulla. Con un intervallo di confidenza del 95%, si può essere sicuri al 95% che l'intervallo contenga il valore del parametro.

Per le variabili i cui valori non possono essere mediati, ovvero quando i dati contengono repliche, per analizzare la bontà del modello è necessario controllare un'ulteriore tabella. La tabella in questione è quella di adattamento, fornita automaticamente da Minitab®. Le repliche sono osservazioni multiple con valori predittori identici. In questo caso, per determinare se il modello specifica correttamente la relazione tra la risposta ed i predittori, è necessario confrontare il *P-value* del test della mancanza di adattamento con il livello di significatività, al fine di valutare l'ipotesi nulla. Essa è tale per cui il modello specifica correttamente la relazione ed un livello di significatività del 5% funziona bene. Il rischio del 5% è di concludere che manca una specificazione corretta della relazione tra la variabile di risposta ed i suoi predittori quando, invece, il modello descrive la relazione correttamente. Se il *P-value* è minore o pari alla soglia critica, allora si conclude che il modello non specifica correttamente la relazione, ovvero la mancanza di adattamento è statisticamente significativa: potrebbe essere necessario aggiungere termini o trasformare i dati per migliorare il modello. Se il *P-value* è maggiore

della soglia critica, allora il test non rileva alcuna mancanza di adattamento, quindi la mancanza di adattamento non è statisticamente significativa.

Alla luce di tutto ciò che è stato descritto, il modello migliore tra quelli studiati, per ciascuna variabile di interesse, è stato scelto sulla base di diverse considerazioni complementari ed imprescindibili.

2.5 Metodologie di analisi della complessità soggettiva

Per ciò che riguarda la complessità soggettiva, l'implementazione e lo studio delle regressioni nella maniera in cui sono stati condotti nell'ambito dei tempi e dei difetti, in relazione alla complessità oggettiva, è possibile solo introducendo proprietà alla scala ordinale di partenza. Introdurre il concetto di distanza non è formalmente corretto e, per questo motivo, i metodi utilizzati per la determinazione e l'analisi della complessità percepita hanno avuto l'obiettivo, dall'inizio alla fine, di non trasferire proprietà tipiche del contesto cardinale al contesto ordinale.

Analizzare variabili qualitative ordinali, definite in questo modo se consentono operazioni di ordinamento e non solo di classificazione, si traduce nell'impiego di misure di cograduazione, le quali si basano sul confronto tra i valori assunti dalle variabili su tutte le possibili coppie di casi. Ponendo in relazione due variabili, di cui almeno una qualitativa ordinale, quando a valori alti di una corrispondono valori alti dell'altra, si parla di co-variazione. Viceversa, quando i valori alti di una variabile corrispondono ai valori bassi dell'altra, si parla di contro-variazione. I test di cograduazione sono non parametrici, pertanto possono essere utilizzati nel momento in cui le variabili considerate non rispondono alle regole restrittive dei test parametrici. Riassumendo, un metodo parametrico, come l'indice r di Pearson, si può impiegare solo se le due variabili hanno una distribuzione normale, sono legate da una relazione lineare e non ci sono *outlier*. Quando tutte le precedenti ipotesi sono verificate e le due variabili sono entrambe quantitative, allora è giustificato l'impiego del coefficiente di correlazione di Pearson. Se, invece, almeno una delle ipotesi non è verificata, oppure almeno una delle due variabili è qualitativa ordinale, per ottenere risultati validi di analisi è opportuno utilizzare un test non parametrico.

Tra le misure di cograduazione, le più note sono l'indice ρ di Spearman, l'indice τ di Kendall, l'indice δ di Somers e l'indice γ di Goodman e Kruskal. Tali indici variano tra -1 e 1. Un valore assoluto vicino ad 1 rivela una forte correlazione tra le variabili, mentre valori assoluti prossimi a 0 indicano una debole correlazione. Valori positivi implicano co-variazione, viceversa i valori negativi sono associati alla contro-variazione tra le variabili.

La differenza tra gli indici di Spearman e Kendall risiede nelle formule utilizzate per il loro calcolo. Il primo, infatti, utilizza la stessa formula di correlazione di Pearson, ma la applica ai ranghi delle variabili, basandosi sulle deviazioni dei dati dai valori medi delle due variabili. Misura la forza di una

relazione monotona, pertanto è necessario che i dati siano monotonamente legati, ovvero che al crescere (o decrescere) di una variabile anche l'altra cresca (o decresca). La formula generale per il calcolo è la seguente:

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_i d_i^2}{n(n^2 - 1)}$$

in cui d rappresenta il rango ed n è il numero di dati. La formula descritta non è propriamente corretta quando alcuni ranghi si eguagliano. In questo caso, è preferibile utilizzare un altro indice, come quello di Kendall.

Osservando la formula di Spearman e confrontandola con quella di Pearson, si comprende il motivo per cui il valore dell'indice di correlazione di Spearman risulti più simile a quello di Pearson rispetto a quello di Kendall, il quale utilizza una formula totalmente diversa e si basa sulla concordanza e sulla discordanza tra le coppie di osservazioni. Una coppia si definisce concorde quando la prima unità statistica ha valori più piccoli o più grandi della seconda unità statistica per entrambe le variabili. Quando una delle due unità statistiche della coppia ha valori più piccoli della seconda unità statistica per la prima variabile ma più grandi per la seconda, o viceversa, allora la coppia si dice discorde. Se le due unità statistiche hanno lo stesso valore per una variabile o per entrambe, la coppia è coincidente. A titolo di esempio, si supponga di voler confrontare il livello di studio conseguito con il risultato di un test. Il primo intervistato ha la laurea, codificata come "3", ed ha conseguito un punteggio di 60/100, mentre il secondo intervistato ha il diploma di scuola superiore, codificato come "2", ed ha conseguito un punteggio pari a 50/100. Si può dire che la coppia è concorde. Se un terzo intervistato avesse la licenza media, codificata come "1", ed avesse conseguito un punteggio di 55/100, allora si potrebbe dire che la coppia costituita dal secondo e dal terzo intervistato è discorde.

Per calcolare l'indice di Kendall, allora, è necessario conoscere il numero di coppie concordi, discordi e coincidenti. Per questo motivo, ugualmente necessario è avere a disposizione i dati grezzi: non è possibile determinare questa correlazione se si dispone solo delle distribuzioni di frequenza delle due variabili. Occorre disporre di un dataset con i valori delle variabili per tutte le singole unità statistiche oggetto di studio.

Gli indici di Spearman e Kendall non fanno distinzione tra variabile dipendente e variabile indipendente. È fondamentale, infatti, non confondere la correlazione con la relazione di causa-effetto. L'analisi della correlazione non fornisce indicazioni circa il fatto che il legame osservato sia o meno di causa-effetto.

Se si suppone che esista una relazione di questo tipo, allora è preferibile utilizzare l'indice di Somers. Ne esistono due versioni, una simmetrica ed una asimmetrica. Quest'ultima è la più popolare e misura

quanto migliora la previsione della variabile dipendente sulla base della conoscenza di un valore della variabile indipendente. Indispensabile, pertanto, è la definizione della variabile dipendente e di quella indipendente. Se si scambiano i due ruoli, infatti, si ottengono differenti risultati. L'indice di Somers si calcola come la differenza percentuale tra le coppie concordi e discordi, includendo i pareggi. L'indice di Goodman e Kruskal si calcola allo stesso modo, ma esclude i pareggi. Le due misure, pertanto, sono identiche se il modello non predice coppie associate ad uguali probabilità cumulative per i valori di risposta. Far riferimento alle probabilità cumulative per ogni osservazione è un altro modo per definire la concordanza e la discordanza tra le coppie di osservazione, utile se si parla della modellizzazione della relazione tra le due variabili. Le probabilità cumulative, infatti, vengono calcolate su tutte le coppie che includono lo stesso valore di risposta. Si supponga, ad esempio, che una variabile di risposta possa assumere i valori 1, 2 e 3. Per le coppie che includono il valore di risposta 1, una coppia è concorde se la probabilità cumulativa per il valore di risposta 1 è maggiore per l'osservazione che include il valore 1. Viceversa, la coppia si definisce discorde se la probabilità cumulativa per il valore di risposta 1 è maggiore per l'osservazione che include i valori 2 o 3. Maggiore è la percentuale di coppie concordi, migliore è la capacità predittiva del modello.

Per modellizzare la relazione tra due variabili, di cui almeno una qualitativa ordinale, è opportuno implementare modelli di regressione logistica ordinale. La regressione logistica è un metodo statistico utilizzato per prevedere la probabilità che un evento si verifichi adattando i dati ad una curva logistica. La funzione logistica usata per modellare le probabilità descrive il possibile risultato di una singola prova in funzione delle variabili esplicative. In una generica regressione logistica, la variabile dipendente può essere binaria (ad esempio 1,0; sì, no; passato, fallito), nominale (blu, giallo, verde), oppure ordinale (soddisfatto, neutro, insoddisfatto). Per questo motivo, anche le tipologie di regressione logistica sono tre: binaria, nominale ed ordinale. Le variabili indipendenti possono essere, in generale, continue o categoriche e assumere, rispettivamente, più o meno valori.

Un modello ottenuto tramite regressione logistica ordinale si adatta bene ai dati se i valori di P per i test di bontà dell'adattamento sono maggiori del livello di significatività. Questa condizione indica che non ci sono prove sufficienti per affermare che il modello non si adatti adeguatamente ai dati.

La regressione logistica ordinale stima un coefficiente per ogni termine del modello. I coefficienti costanti, in combinazione con i coefficienti per le variabili, formano una serie di equazioni di regressione binaria. La prima equazione stima la probabilità che il primo evento si verifichi. La seconda equazione stima la probabilità che il primo o il secondo evento si verifichino, e così via. I coefficienti costanti sono etichettati da Minitab® come "Const(1)", "Const(2)", e così via. I coefficienti sono utili per determinare se una variazione nella variabile predittiva rende uno degli eventi descritti dalla variabile di risposta più o meno probabile. I coefficienti positivi rendono il primo

evento e gli eventi più vicini ad esso più probabili man mano che il predittore aumenta. I coefficienti negativi sono da interpretare in maniera opposta: rendono l'ultimo evento e quelli vicini ad esso più probabili al crescere della variabile predittiva.

Per determinare se l'associazione tra la risposta e ciascun termine del modello è statisticamente significativa, è opportuno confrontare il *P-value* del termine con il livello di significatività e valutare l'ipotesi nulla. Quest'ultima è tale per cui non vi è alcuna associazione tra termine e risposta. Pertanto, assumendo un livello di significatività del 5%, se il *P-value* considerato è minore o pari alla soglia, allora l'associazione è statisticamente significativa. Al contrario, se il *P-value* è maggiore della soglia, si può dire che non esiste un'associazione statisticamente significativa tra la risposta ed il termine.

Gli *odds ratio*, forniti da Minitab® se il modello utilizza la funzione di collegamento *logit*, confrontano le probabilità di due eventi. Le probabilità in questione, messe a rapporto, sono quella che l'evento si verifichi e quella che l'evento non si verifichi. L'interpretazione di un *odds ratio* dipende dal fatto che un predittore sia continuo o categorico. Per predittori continui, *odds ratio* maggiori di 1 indicano che il primo evento e gli eventi più vicini ad esso sono più probabili all'aumentare del valore del predittore. Viceversa, *odds ratio* minori di 1 indicano che al crescere del predittore diventano più probabili l'ultimo evento e quelli prossimi ad esso. Per predittori categorici, l'*odds ratio* confronta le probabilità che l'evento si verifichi a due diversi livelli del predittore, quello nella tabella di regressione e quello di riferimento, che non compare nella tabella. Pertanto, *odds ratio* maggiori di 1 implicano che il primo evento e quelli vicini sono più probabili al livello del predittore nella tabella di regressione logistica, mentre *odds ratio* minori di 1 indicano che l'ultimo evento e quelli vicini sono più probabili al livello del predittore nella tabella. In ogni caso, gli *odds ratio* sfruttano l'ordine delle categorie, quindi i rapporti non descrivono come cambiano le probabilità per le categorie che non sono in ordine. Per modellare le categorie in ordine arbitrario, infatti, è opportuno utilizzare la regressione logistica nominale.

Per determinare quanto bene il modello si adatti i dati, occorre esaminare la *log-likelihood* e le misure di associazione. Valori più grandi, ovvero più vicini a 0 (in quanto negativi), della *log-likelihood* indicano un migliore adattamento ai dati. Relativamente agli indici, valori più alti rivelano una migliore capacità predittiva. In particolare, gli indici di Somers e di Goodman e Kruskal variano tra -1 ed 1. L'indice di Kendall, generalmente, tra -2/3 e 2/3. Valori vicini allo 0, in tutti i casi, rivelano che il modello non ha una buona capacità predittiva.

Infine, è da analizzare il test generale che considera tutti i coefficienti dei predittori del modello. In particolare, esso si utilizza per determinare se almeno uno dei predittori ha un'associazione statisticamente significativa con gli eventi di risposta. Occorre confrontare il *P-value* del test con il livello di significatività. L'ipotesi nulla è che tutti i coefficienti siano nulli, cioè che tra nessuno dei

predittori e gli eventi di risposta ci sia associazione. Un livello di significatività del 5% indica un rischio del 5% di concludere che esiste un'associazione quando, invece, non c'è un'associazione effettiva. Se il *P-value* è minore o pari alla soglia, allora si può concludere che esiste un'associazione statisticamente significativa tra la variabile di risposta ed almeno un predittore. Se, invece, il *P-value* è maggiore della soglia, non è possibile concludere che ci sia un'associazione statisticamente significativa tra la risposta e qualcuno dei termini.

I risultati

3.1 Analisi dei risultati e confronto con i risultati attesi

In accordo con le analisi, gli errori ed il tempo necessario a comprendere e processare le informazioni sono minori quando le strutture sono meno complesse. In generale, si può dire che i risultati ottenuti sono in linea con le aspettative, ma di particolare rilevanza sono le conclusioni che è possibile trarre dall'analisi della complessità soggettiva. Di seguito, si riportano i risultati conseguiti tramite il software Minitab®.

La Tabella 15 presenta le analisi delle varianze, in riferimento ai tempi nella parte superiore ed ai difetti in quella inferiore, nell'ambito dell'assemblaggio e del disassemblaggio delle prove randomiche. Si rimanda all'Appendice F e all'Appendice G per le stesse analisi riferite alle prove ripetute. In tutti i casi sottostanti, si tratta di *ANOVA* a due vie, dove la prima è la variabile "partecipante" e la seconda è la variabile "complessità oggettiva".

Analysis of Variance TA vs P; C

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	3	287,9	95,97	1,96	0,139
C	11	13631,3	1239,21	25,32	0,000
Error	33	1615,2	48,94		
Total	47	15534,4			

Analysis of Variance TD vs P; C

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	3	64,76	21,587	19,20	0,000
C	11	371,15	33,741	30,01	0,000
Error	33	37,11	1,124		
Total	47	473,02			

Analysis of Variance DAT vs P; C

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	4,167	4,167	3,57	0,085
C	11	402,333	36,576	31,35	0,000
Error	11	12,833	1,167		
Total	23	419,333			

Analysis of Variance DD vs P; C

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	1,042	1,0417	3,31	0,096
C	11	55,125	5,0114	15,94	0,000
Error	11	3,458	0,3144		
Total	23	59,625			

Tabella 15 – ANOVA a due vie in riferimento alle prove randomiche.

Le quattro variabili dipendenti della Tabella 15 sono, rispettivamente, il tempo di assemblaggio, il tempo di disassemblaggio, il numero di difetti totali di assemblaggio ed il numero di difetti di disassemblaggio. In virtù del piano operativo precedentemente descritto, le analisi riferite ai tempi si

servono di quarantotto osservazioni, mentre per quelle riferite ai difetti vengono sfruttate ventiquattro osservazioni.

Dato il *P-value* minore della soglia standard del 5%, solo nel caso del tempo di disassemblaggio la variabile “partecipante” è significativa. L’*F-value* corrispondente rivela una significatività minore rispetto alla variabile “complessità”, tuttavia ciò che si osserva è sufficiente ad affermare che non sia formalmente corretto mediare i dati relativi ai tempi di disassemblaggio dei quattro partecipanti. L’effetto operatore potrebbe essere giustificato dall’innata propensione degli individui ad eseguire l’attività di disassemblaggio la quale è, di per sé, un’attività standardizzata che non richiede un particolare processo di comprensione ed elaborazione delle informazioni.

Dalle analisi sulle prove ripetute, quindi sui dati relativi ai due operatori che le hanno eseguite, si osserva che, come nel caso precedente, la variabile “partecipante” è tendenzialmente non significativa per il tempo di assemblaggio e lo è per il tempo di disassemblaggio. Passando a considerare i difetti, invece, non è possibile trarre delle considerazioni generali in base ai dati di cui si dispone.

Mediando i valori dei tempi di assemblaggio delle prove randomiche si trova che una legge a potenza del tipo $Y = \theta_1 X^{\theta_2}$ è quella che meglio descrive i dati in relazione alla complessità oggettiva delle molecole. La Tabella 16 mostra un confronto tra i differenti modelli analizzati tramite Minitab®. In Appendice B è possibile osservare anche i coefficienti, le curve ed i residui associati. La curva finale, che mette in relazione il tempo di assemblaggio medio (Y) e la complessità oggettiva (X), è rappresentata dalla seguente equazione:

$$Y = 0,0707691X^{1,34394}.$$

Facendo riferimento ai valori dell’indicatore S , si nota che il più basso, legato ad una migliore descrizione dei dati, è quello associato al modello scelto tra quelli studiati. Dalla Figura 24, inoltre, si nota che i residui sembrano disporsi vicino alla linea retta, giustificando una distribuzione normale, e che sono spartiti casualmente attorno allo zero ed alla linea centrale, non lasciando emergere particolari tendenze o nuvole. Per determinare formalmente se i dati seguono una distribuzione normale, si è eseguito il test di normalità di *Anderson-Darling*, presentato in Figura 25. Guardando la figura, si evince che il *P-value* supera la soglia del 5%, pertanto non può dirsi che i dati non seguono una distribuzione normale.

Model	S	Θ_1	Θ_2	Θ_3
$Y = \theta_1 + \theta_2 X$	4,00520	-3,76	0,3937	-
$Y = \theta_1 + \theta_2 X + \theta_3 X^2$	3,44343	0,73	0,1978	0,001354
$Y = \theta_1 X^{\theta_2}$	3,36031	0,0707691	1,34394	-

Tabella 16 – Confronto tra diversi modelli per la definizione della relazione tra il tempo di assemblaggio medio e la complessità oggettiva nelle prove randomiche.

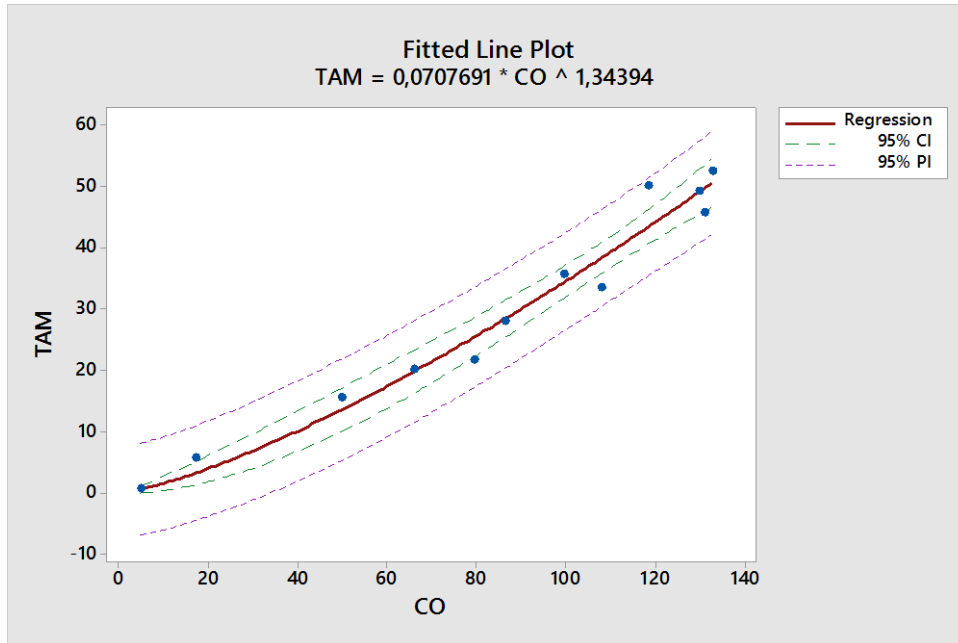


Figura 24 – Curva di regressione e dati sperimentali: tempo di assemblaggio medio versus complessità oggettiva nelle prove randomiche.

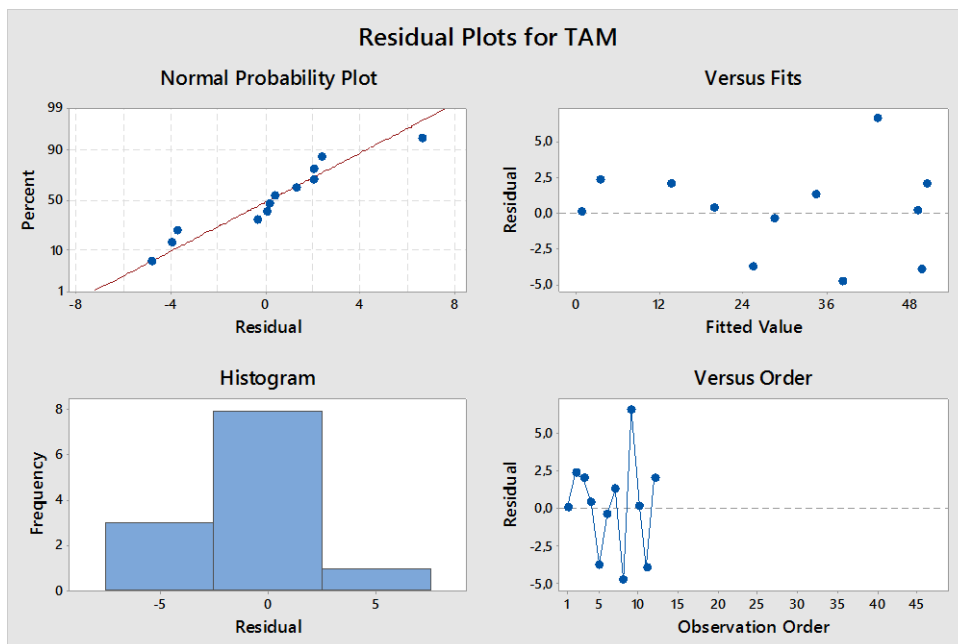


Figura 24 – Osservazione sui residui: tempo di assemblaggio medio versus complessità oggettiva nelle prove randomiche.

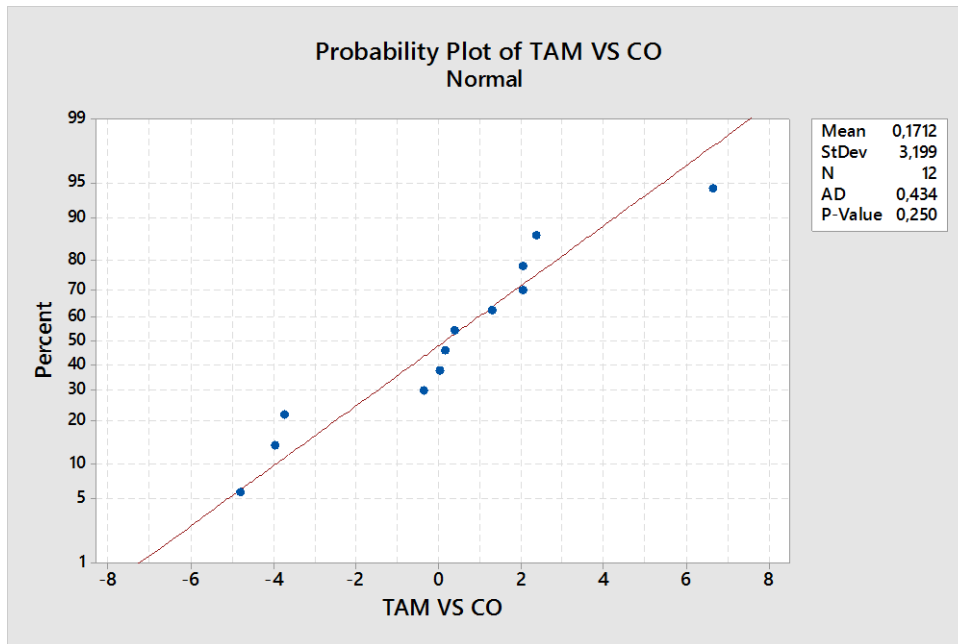


Figura 25 – Test di Anderson-Darling: tempo di assemblaggio medio versus complessità oggettiva nelle prove randomiche.

Anche in riferimento al tempo di disassemblaggio, per il quale non sono stati mediati i valori dato l'effetto operatore, si trova che la legge a potenza è quella che descrive meglio i dati. Si riporta un confronto tra i modelli in Tabella 17, dove si mette in relazione il tempo di disassemblaggio (Y) con la complessità oggettiva (X). La Figura 26 presenta i risultati della regressione migliore, la quale è rappresentata dall'equazione:

$$Y = 0,223099X^{0,756979}.$$

Come nel caso precedente, il modello migliore è stato scelto in base al valore di S , agli andamenti dei residui ed alla significatività statistica dei parametri. Eseguendo il test di *Anderson-Darling* per il modello a potenza, si ricava un P -value pari a 0,106, superiore alla soglia di 0,05 e sufficiente, quindi, per non poter concludere che i dati non seguono una distribuzione normale. Dal momento che sono presenti delle repliche, in questo caso è opportuno eseguire anche il test della mancanza di adattamento. Un P -value pari a 0,643 rivela che la mancanza di adattamento non risulta significativa. Si rimanda all'Appendice C per i coefficienti, le curve e i residui dei modelli non scelti ed il confronto con il modello non lineare.

Model	S	Θ_1	Θ_2	Θ_3
$Y = \theta_1 + \theta_2 X$	1,67592	0,762	0,06405	-
$Y = \theta_1 + \theta_2 X + \theta_3 X^2$	1,65869	0,050	0,0951	0,000215
$Y = \theta_1 X^{\theta_2}$	1,64236	0,223099	0,756979	-

Tabella 17 – Confronto tra diversi modelli per la definizione della relazione tra il tempo di disassemblaggio e la complessità oggettiva nelle prove randomiche.

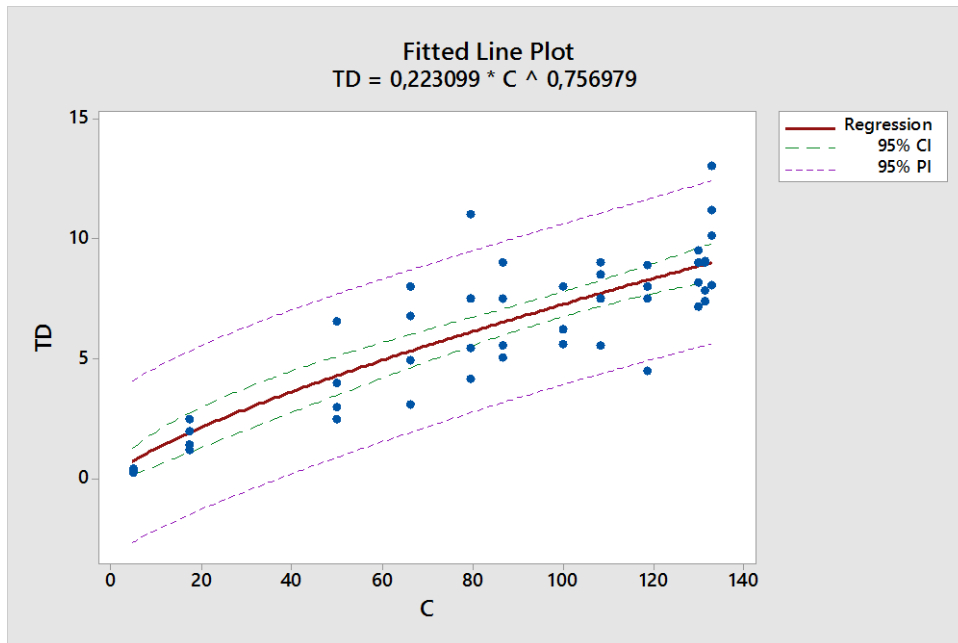


Figura 26 – Curva di regressione e dati sperimentali: tempo di disassemblaggio versus complessità oggettiva nelle prove randomiche.

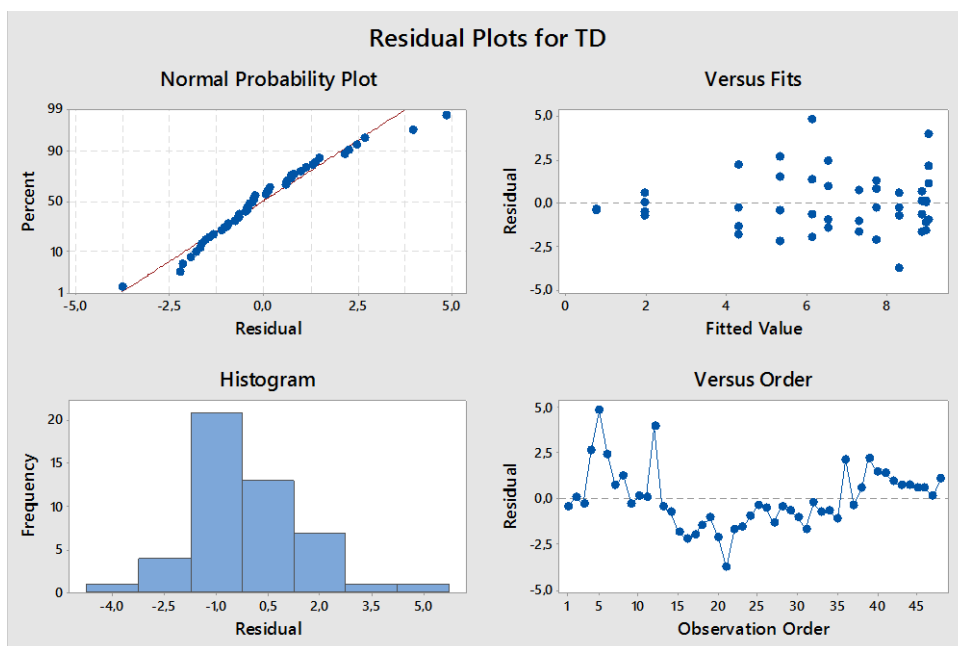


Figura 26 – Osservazione sui residui: tempo di disassemblaggio versus complessità oggettiva nelle prove randomiche.

In Tabella 18 e Tabella 19 la complessità oggettiva (X) è posta in relazione con il numero totale di difetti (Y), rispettivamente in assemblaggio e disassemblaggio. Per entrambi i processi, nonostante il valore S corrispondente non sia il minore, il modello scelto tra i tre analizzati è quello descritto dalla legge di potenza. I modelli quadratici, che in entrambi i casi a prima vista sembrerebbero descrivere meglio i dati sperimentali, dato il più basso valore di S , presentano dei parametri non significativi dal punto di vista statistico. Per questo motivo, la scelta è ricaduta sul modello a potenza. Eseguendo i test di normalità, si ricava un P -value pari a 0,441 per il processo di assemblaggio e a 0,977 per quello di disassemblaggio. In entrambi i casi, quindi, non si può concludere che i dati non seguono una distribuzione normale. È possibile sfruttare l'Appendice D e l'Appendice E per un confronto con la Figura 27 e la Figura 28. Le due leggi che descrivono gli andamenti sono, rispettivamente per il processo di assemblaggio e di disassemblaggio:

$$Y = 0,0172673X^{1,0713},$$

$$Y = 0,00398X^{1,43689}.$$

L'analisi statistica condotta sulle prove randomiche consente di confermare i risultati di Alkan (2019) in riferimento alla relazione tra il tempo di assemblaggio e la complessità oggettiva. Lo studio ampliato al tempo di disassemblaggio e ai difetti autorizza, comunque, ad avvalorare i risultati attesi. In merito alle prove ripetute per lo studio dell'effetto apprendimento, si è ritenuto di non procedere all'analisi statistica, data la ridotta disponibilità di dati. Ciò che può dirsi in base ai risultati sperimentali è che sia i tempi che il numero di difetti soddisfano, con i loro andamenti, le aspettative. Tutte le curve, infatti, presentano una concavità verso l'alto ed un effetto plateau asintotico.

Model	S	Θ_1	Θ_2	Θ_3
$Y = \theta_1 + \theta_2 X$	0,608317	0,107	0,0231	-
$Y = \theta_1 + \theta_2 X + \theta_3 X^2$	0,603592	0,505	0,0058	0,000120
$Y = \theta_1 X^{\theta_2}$	0,609430	0,0172673	1,0713	

Tabella 18 – Confronto tra diversi modelli per la definizione della relazione tra il numero di difetti totali di assemblaggio e la complessità oggettiva nelle prove randomiche.

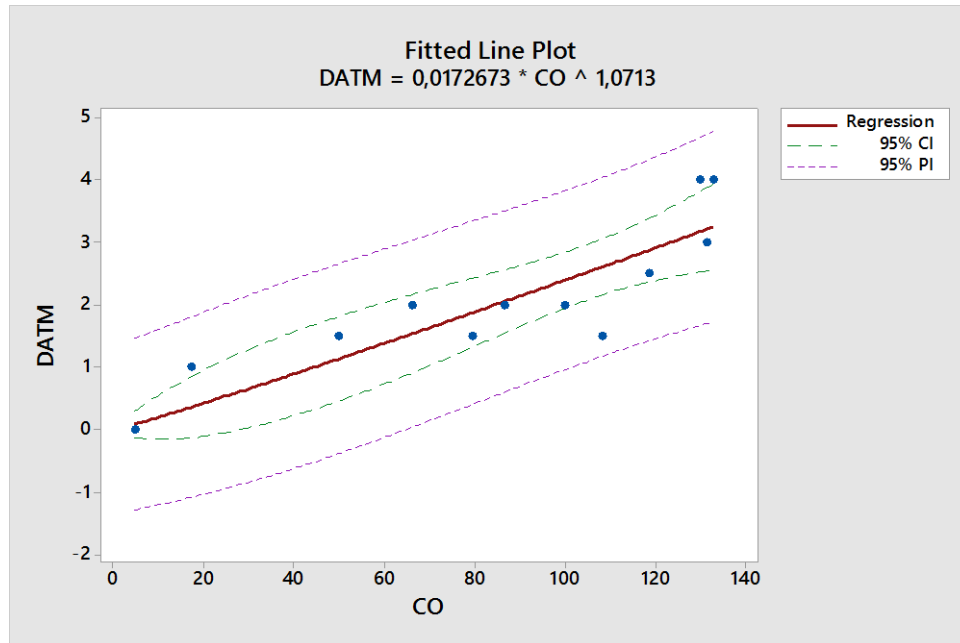


Figura 27 – Curva di regressione e dati sperimentali: numero di difetti totali di assemblaggio versus complessità oggettiva nelle prove randomiche.

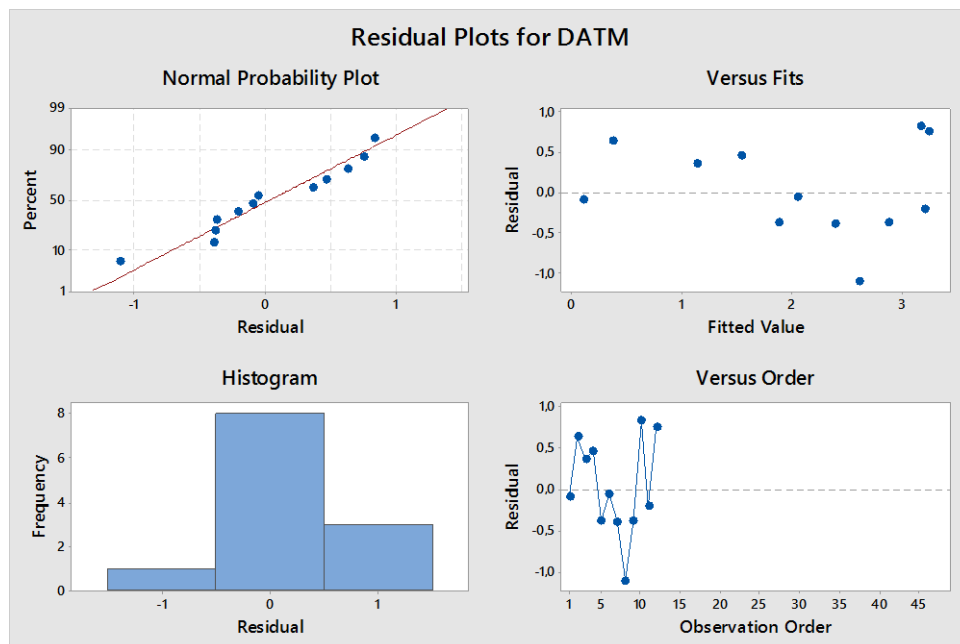


Figura 27 – Osservazione sui residui: numero di difetti totali di assemblaggio versus complessità oggettiva nelle prove randomiche.

Model	S	Θ_1	Θ_2	Θ_3
$Y = \theta_1 + \theta_2 X$	0,646282	-0,228	0,0334	-
$Y = \theta_1 + \theta_2 X + \theta_3 X^2$	0,587271	0,406	0,0057	0,000191
$Y = \theta_1 X^{\theta_2}$	0,592329	0,00398	1,43689	-

Tabella 19 – Confronto tra diversi modelli per la definizione della relazione tra il numero di difetti di disassemblaggio e la complessità oggettiva nelle prove randomiche.

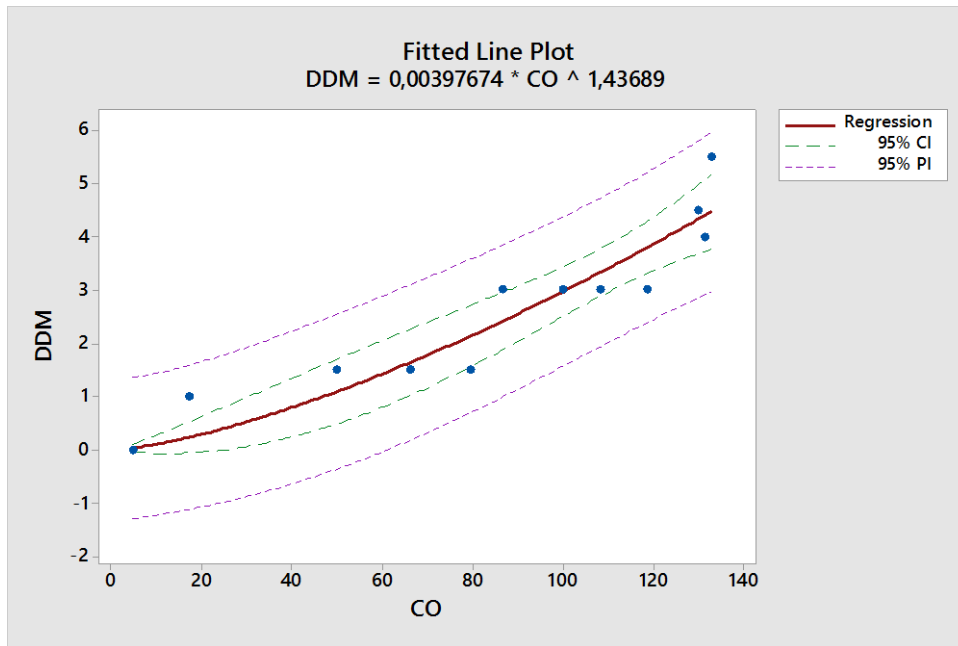


Figura 28 – Curva di regressione e dati sperimentali: numero di difetti di disassemblaggio versus complessità oggettiva nelle prove randomiche.

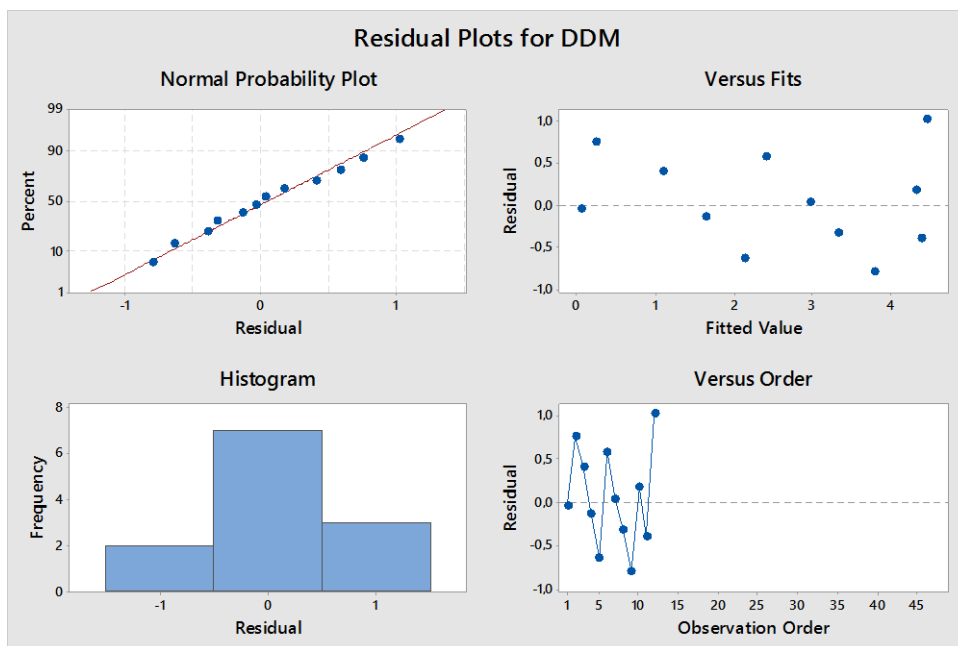


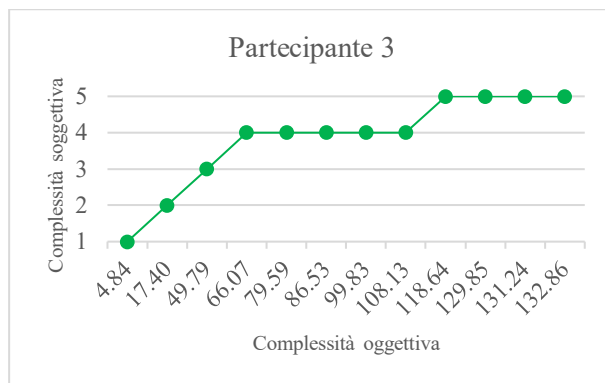
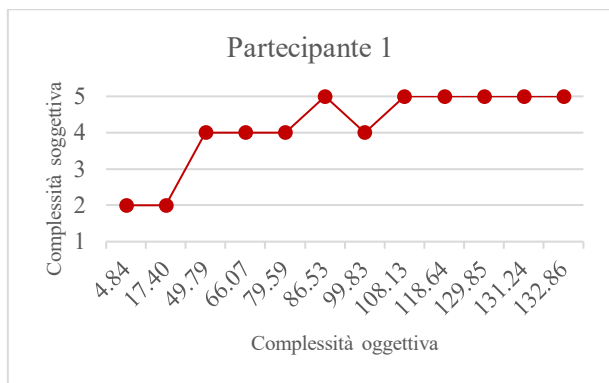
Figura 28 – Osservazione sui residui: numero di difetti di disassemblaggio versus complessità oggettiva nelle prove randomiche.

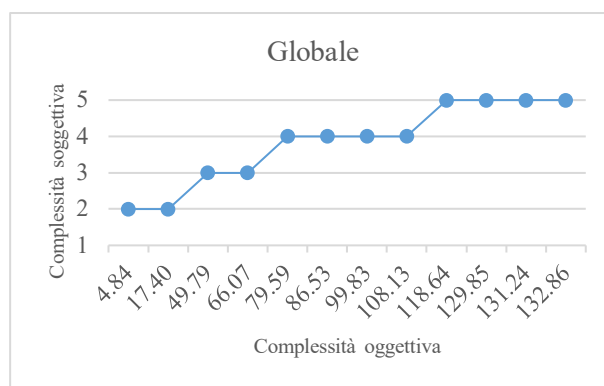
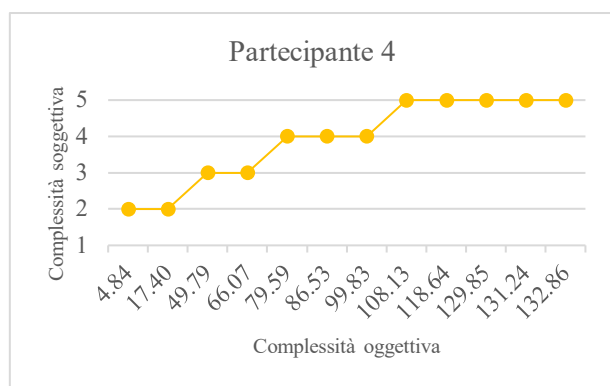
Relativamente alla complessità soggettiva, per applicare una regressione logistica ordinale sui dati raccolti è stato necessario sfruttare le valutazioni dirette dei partecipanti, non mediandole attraverso l'indicatore *OWA*. Di seguito si riportano, pertanto, le percezioni dei tre partecipanti coinvolti nello studio della complessità soggettiva, determinate per ciascuna struttura molecolare attraverso la formula introdotta precedentemente:

$$CS_n = \text{Min}_i[\text{Max}\{\text{Neg}(I(a_i)), V(a_i)\}].$$

Si ricorda che la formula si riferisce alla molecola *n-esima*, $n = 1, \dots, 12$, e che il massimo è applicato alla negazione dell'importanza del criterio di complessità soggettiva considerato, $i = 1, \dots, 16$, ed al valore del criterio stesso, entrambi espressi dai partecipanti in riferimento alla molecola considerata. I risultati ottenuti sulla scala a cinque livelli sono stati invertiti per ottenere valori crescenti di complessità soggettiva al crescere della complessità oggettiva, in quanto, si ricorda, i criteri sottoposti ai partecipanti sono di bassa complessità soggettiva.

ID	P ₁	P ₃	P ₄
1	2	1	2
2	2	2	2
3	4	3	3
4	4	4	3
5	4	4	4
6	5	4	4
7	4	4	4
8	5	4	5
9	5	5	5
10	5	5	5
11	5	5	5
12	5	5	5





I risultati globali sono quelli ottenuti tramite la media delle importanze e delle valutazioni, quindi impiegando l'indicatore *OWA*. Per questo motivo, non saranno inclusi nei seguenti risultati, che presentano una regressione logistica ordinale implementata sulle complessità soggettiva e oggettiva per mezzo del software Minitab®.

Ordinal Logistic Regression: CS versus CO

Link Function: Logit

Response Information

Variable	Value	Count
CS	1	1
	2	5
	3	3
	4	12
	5	15
Total		36

Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
						Lower	Upper
Const(1)	-0,0916369	1,21241	-0,08	0,940			
Const(2)	5,85469	2,32472	2,52	0,012			
Const(3)	9,89064	2,89809	3,41	0,001			
Const(4)	17,7573	4,89610	3,63	0,000			
CO	-0,171380	0,0463127	-3,70	0,000	0,84	0,77	0,92

Come si nota dalla tabella di regressione, la complessità oggettiva, unica variabile predittiva del modello, è statisticamente significativa. Il *P-value* associato, infatti, è minore della soglia del 5% e questo consente di concludere, con un rischio del 5%, che c'è un'associazione statisticamente significativa tra la risposta ed il termine. Dato che la complessità oggettiva è un predittore continuo, l'*odds ratio* minore di 1 indica che al crescere della complessità oggettiva diventano più probabili

l'ultimo evento e quelli prossimi ad esso, ovvero che le strutture molecolari vengano considerate come di alta o di medio-alta complessità soggettiva. Il coefficiente associato alla variabile predittiva conferma quanto si evince dalla lettura dell'*odds ratio*. I coefficienti negativi, infatti, rendono l'ultimo evento e quelli vicini ad esso più probabili al crescere della variabile predittiva.

Log-Likelihood = -13,264

Test of All Slopes Equal to Zero

DF	G	P-Value
1	67,920	0,000

Goodness-of-Fit Tests

Method	Chi-Square	DF	P
Pearson	8,24410	43	1,000
Deviance	7,43243	43	1,000

Measures of Association:

(Between the Response Variable and Predicted Probabilities)

Pairs	Number	Percent	Summary Measures
Concordant	431	96,6	Somers' D 0,96
Discordant	5	1,1	Goodman-Kruskal Gamma 0,98
Ties	10	2,2	Kendall's Tau-a 0,68
Total	446	100,0	

Il test delle pendenze conferma che esiste un'associazione statisticamente significativa tra la complessità soggettiva e la complessità oggettiva, così come i test della bontà dell'adattamento rivelano che il modello si adatta bene ai dati. I valori di *P*, infatti, sono maggiori del livello di significatività. I valori delle misure di associazione sono vicini ai valori massimi, pertanto gli indici restano coerenti con i risultati precedenti e confermano la buona capacità predittiva del modello.

Volendo sfruttare le valutazioni di complessità soggettiva aggregate tramite l'indicatore *OWA*, quindi i risultati globali mostrati precedentemente, per esaminare la forza e la direzione della relazione tra la complessità soggettiva e la complessità oggettiva, si è determinato il coefficiente di correlazione di Spearman. Un coefficiente pari a 0,961 rivela una forte correlazione tra le due variabili.

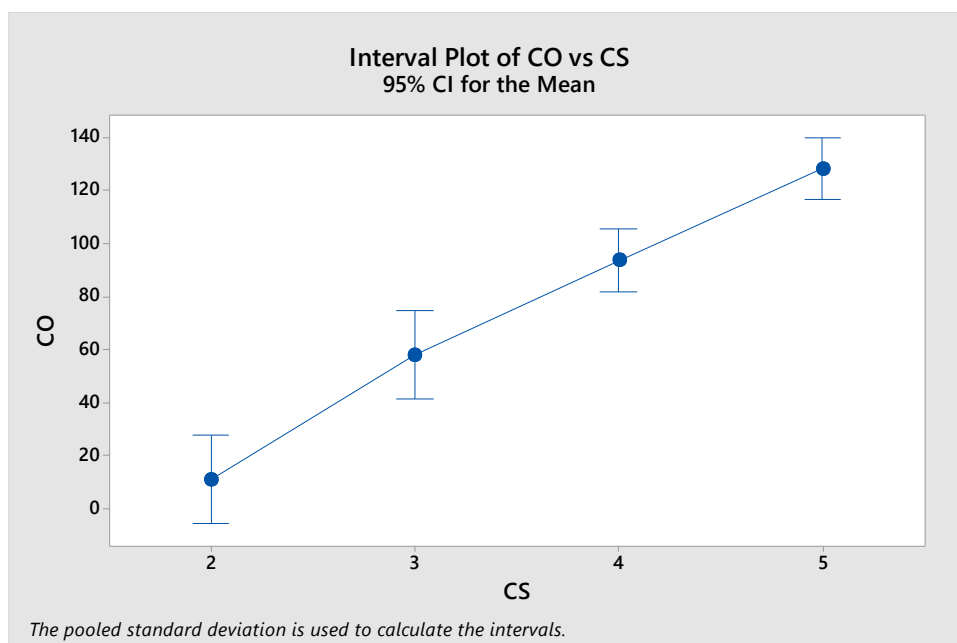
Non potendo implementare una regressione logistica ordinale, che non produrrebbe risultati consistenti, la presenza di un solo predittore continuo consente di "capovolgere" il modello e trattare la complessità oggettiva come variabile di risposta e quella soggettiva come variabile predittiva. In questo modo, un'*ANOVA* ad una via permette di capire di più della relazione che lega le due variabili, pur non passando per la regressione. Si riportano di seguito i risultati ottenuti.

One-way ANOVA: CO vs CS

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
CS	3	20117,0	6705,7	64,45	0,000
Error	8	832,4	104,0		
Total	11	20949,4			

Per determinare se le differenze tra le medie sono statisticamente significative oppure casuali, occorre confrontare il *P-value* con il livello di significatività per valutare l'ipotesi nulla. L'ipotesi nulla afferma che le medie della popolazione sono tutte uguali. Solitamente, un livello di significatività di 0,05 funziona bene. Un livello di significatività di 0,05 indica un rischio del 5% di concludere che esiste una differenza quando non c'è alcuna differenza effettiva. Se il *P-value* è inferiore o uguale al livello di significatività, si rifiuta l'ipotesi nulla e si conclude che non tutte le medie della popolazione sono uguali. Se il *P-value* è maggiore del livello di significatività, non si hanno abbastanza prove per rifiutare l'ipotesi nulla. Nel caso in esame, l'ipotesi nulla afferma che le medie di complessità oggettiva per i quattro valori di complessità soggettiva sono uguali. Il *P-value* minore del livello di significatività consente di rigettare l'ipotesi nulla. La differenza tra le medie, pertanto, è statisticamente significativa.



Il grafico ad intervalli è utile per visualizzare la media e l'intervallo di confidenza per ogni gruppo. Ogni punto rappresenta la media del campione ed ogni intervallo è un intervallo di confidenza al 95% per la media di un gruppo. Ciò vuol dire che si può essere sicuri al 95% che la media del gruppo sia

all'interno dell'intervallo. Per valutare le differenze che appaiono sul grafico, è opportuno utilizzare la tabella delle informazioni di raggruppamento e l'output dei confronti. Se il *P-value* dell'*ANOVA* è minore della soglia del 5%, infatti, si sa che alcune delle medie sono diverse, ma non si sa quali sono le coppie considerate. Nella tabella dei raggruppamenti vengono presentati i singoli gruppi, che sono significativamente diversi se non condividono lettere. La tabella che riporta gli intervalli di confidenza, invece, confronta diverse coppie di gruppi: gli intervalli che non contengono lo 0 indicano che la differenza di media è statisticamente significativa. Dalle tabelle relative al caso in esame e presentate in seguito si evince che i gruppi sono statisticamente differenti e che tutte le medie confrontate a coppia sono statisticamente differenti.

Grouping Information Using the Tukey Method and 95% Confidence

CS	N	Mean	Grouping
5	4	128,15	A
4	4	93,52	B
3	2	57,93	C
2	2	11,12	D

Tukey Simultaneous Tests for Differences of Means

Difference of Levels	Difference of Means	SE of Difference	95% CI	T-Value	Adjusted P-Value
3 - 2	46,8	10,2	(14,1; 79,5)	4,59	0,008
4 - 2	82,40	8,83	(54,11; 110,70)	9,33	0,000
5 - 2	117,03	8,83	(88,73; 145,32)	13,25	0,000
4 - 3	35,59	8,83	(7,29; 63,88)	4,03	0,016
5 - 3	70,21	8,83	(41,92; 98,51)	7,95	0,000
5 - 4	34,63	7,21	(11,52; 57,73)	4,80	0,006

Individual confidence level = 98,74%

Introducendo il concetto di distanza e normalizzando i risultati di complessità soggettiva, andando a confrontare alcuni modelli, comunque, ci si discosta dai risultati di Alkan (2019) e, di conseguenza, dalle aspettative. È stato constatato, infatti, che il modello che meglio descrive i dati è quello lineare, rappresentato dall'equazione:

$$Y = 0,3402 + 0,004993X,$$

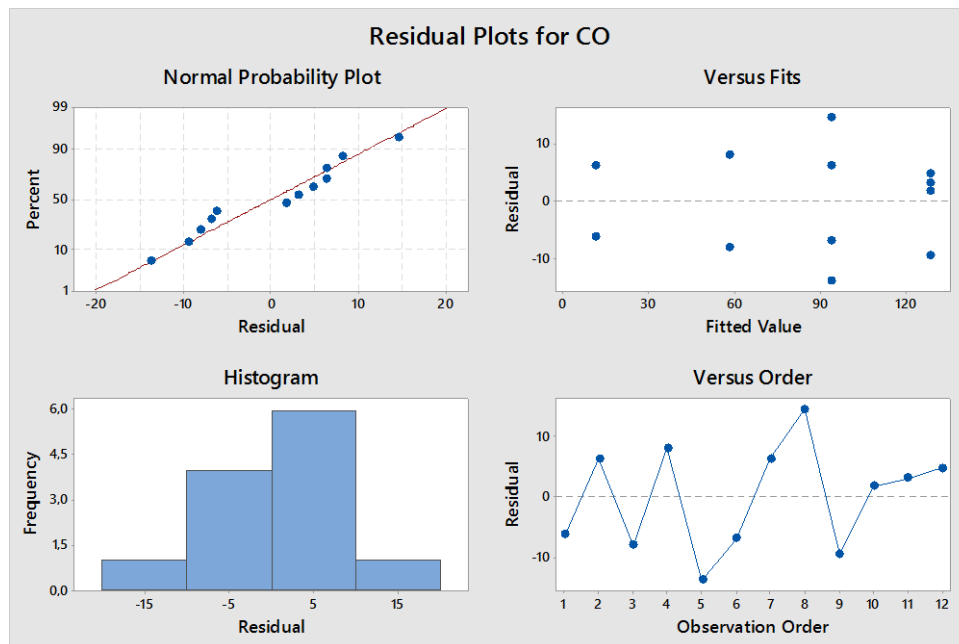
la quale mette in relazione la complessità soggettiva (*Y*) e la complessità oggettiva (*X*). Eseguendo il test di *Anderson-Darling* per il modello considerato, riportato in Figura 29 e per il quale si rimanda all'Appendice H, si ricava un *P-value* di 0,790 che, essendo superiore alla soglia standard, non consente di rigettare l'ipotesi nulla e di concludere che i dati non sono distribuiti normalmente. Anche

dall'*ANOVA* ad una via precedentemente implementata, la quale rilascia indicatori statistici e residui basati su una modellizzazione lineare, emerge che quest'ultima descrive bene i dati. Per determinare quanto bene il modello che deriva dall'*ANOVA* si adatti ai dati, è quindi necessario esaminare gli indicatori statistici e l'andamento dei residui che risultano dall'analisi.

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
10,2003	96,03%	94,54%	90,70%

R^2 , sempre compreso tra 0% e 100%, è la percentuale di variazione nella risposta che viene spiegata dal modello. Più alto è il valore R^2 , meglio il modello si adatta ai dati. Come nel caso di *S*, un valore R^2 elevato non indica, tuttavia, che il modello soddisfa le ipotesi del modello. Per questo, è necessario controllare i grafici dei residui per verificare le ipotesi.



Dal momento che non si riconoscono nuvole di punti o particolari tendenze, si può dire che il modello soddisfa le ipotesi. Dal grafico di normalità, inoltre, si vede che i punti cadono molto vicini alla linea e, pertanto, sembrano avere una distribuzione normale. Per verificarlo formalmente, tuttavia, si è eseguito un test di *Anderson-Darling*. Un *P-value* pari a 0,345, superiore alla soglia del 5%, conferma la distribuzione normale dei residui.

La differenza tra il risultato della sperimentazione di Alkan (2019) e quello conseguito tramite la presente sperimentazione è da ricercarsi, probabilmente, nel differente metodo utilizzato per la determinazione della complessità delle molecole dal punto di vista soggettivo. Alkan, infatti, propone

ai partecipanti un certo numero di criteri per la bassa e l'alta complessità. Ciascun partecipante esprime la propria opinione circa il numero di criteri soddisfatti da una determinata molecola. Il numero medio di criteri soddisfatti definisce la complessità percepita della struttura su una scala ordinale a cinque livelli. La sostanziale differenza, quindi, risiede nel fatto che Alkan applica una media tradizionale in un contesto cardinale e trasforma, successivamente, l'informazione cardinale ottenuta in un'informazione di tipo ordinale, mentre nella sperimentazione in esame si parte da un contesto ordinale e ci si muove all'interno di esso fino alla fine.

Un ulteriore motivo a sostegno della differenza di risultati potrebbe riguardare la ridotta quantità di dati rispetto a quelli utilizzati da Alkan. Più dati potrebbero rivelare, in futuro, un andamento simile a quello che ci si attendeva.

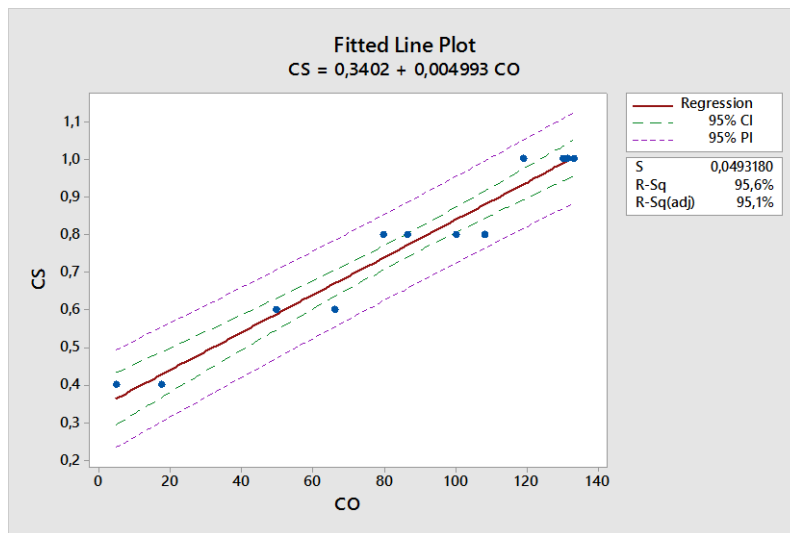


Figura 29 – Curva di regressione e dati sperimentali: complessità soggettiva versus complessità oggettiva.

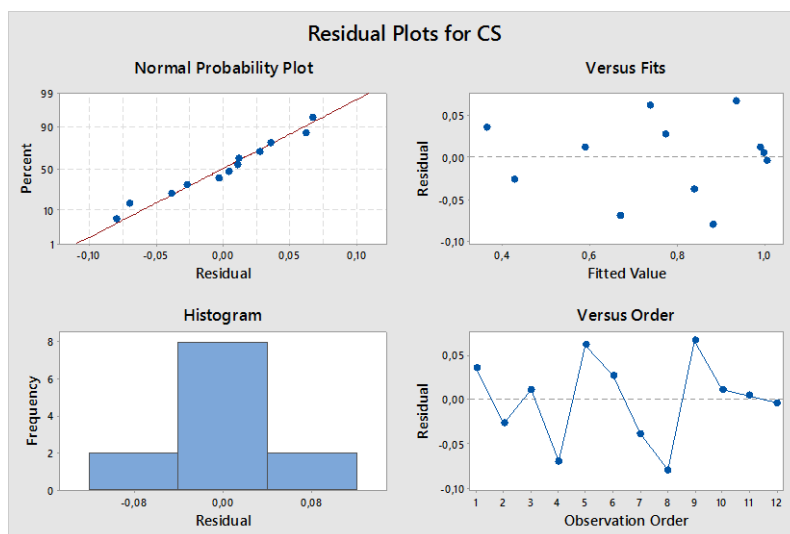


Figura 29 – Osservazione sui residui: complessità soggettiva versus complessità oggettiva.

Conclusioni

Il presente lavoro di tesi analizza gli effetti della complessità di prodotto sui processi di assemblaggio e disassemblaggio manuali. Con questo obiettivo, la sperimentazione progettata e testata attraverso la raccolta di dati preliminari relativi a quattro partecipanti ha coinvolto dodici modelli molecolari *ball-and-stick* con diversi gradi di complessità. Sono stati raccolti dati relativi alla relazione tra la complessità oggettiva ed i tempi di assemblaggio e disassemblaggio, tra la complessità oggettiva ed i difetti introdotti dai partecipanti e tra la complessità oggettiva e soggettiva.

In definitiva, si può concludere che la sperimentazione condotta conferma, tendenzialmente, i risultati attesi, introducendo tuttavia delle novità rilevanti rispetto all'applicazione di Alkan (2019), da cui si è partiti, in merito alla complessità percepita. Sia il metodo impiegato per definirla che quello impiegato per analizzarla sono differenti da quelli dell'autore di riferimento, così come differenti sono i risultati ottenuti.

L'analisi dei risultati tramite il software Minitab® permette di affermare che una legge di potenza è quella che meglio descrive la relazione tra la complessità oggettiva ed i tempi di assemblaggio e disassemblaggio, così come tra la complessità oggettiva ed i difetti introdotti dagli operatori. Della complessità soggettiva, se osservata attraverso le singole valutazioni dei partecipanti, quindi attraverso l'implementazione di una regressione logistica ordinale, si può dire che esiste un'associazione statisticamente significativa con la complessità oggettiva e che, al crescere di quest'ultima, diventa più probabile che i partecipanti percepiscano le strutture come di medio-alta o di alta complessità. Gli indici di associazione rivelano che le due variabili sono strettamente correlate, e questo è confermato anche nel momento in cui si impiegano i dati mediati tra i partecipanti. L'indice di correlazione di Spearman, infatti, rilascia un valore positivo molto vicino ad 1, quindi la correlazione tra complessità soggettiva ed oggettiva è forte e le due variabili sono monotonamente legate. La presenza di un solo predittore continuo nella regressione logistica ordinale giustifica il "capovolgimento" del modello, in modo da guardare alla complessità soggettiva come variabile indipendente ed alla complessità oggettiva come variabile dipendente. L'applicazione di una regressione logistica ordinale ai dati mediati avrebbe condotto a risultati inconsistenti, pertanto si è deciso di sfruttare analisi alternative, come l'*ANOVA* ad una via. Essa rivela una differenza statisticamente significativa tra i singoli gruppi di complessità soggettiva e tra le medie di complessità oggettiva per ogni coppia di gruppi di complessità soggettiva.

Volendo comunque confrontare i risultati della presente sperimentazione con quelli ottenuti da Alkan (2019), supponendo che sia formalmente corretto introdurre il concetto di distanza ed applicando una regressione tradizionale, si ricava che la legge che meglio descrive la relazione tra complessità soggettiva ed oggettiva è di tipo lineare, contrariamente a quanto ottenuto dall'autore di riferimento,

il quale ricava una curva logistica. La differenza tra i risultati potrebbe essere dovuta al diverso metodo utilizzato per la determinazione della complessità soggettiva, oppure alla ridotta disponibilità di dati.

Una futura raccolta di ulteriori dati consentirà uno studio più approfondito della relazione che lega complessità effettiva e percepita e dell'effetto apprendimento, sul quale più dati permetteranno di eseguire analisi statistiche. Il fine ultimo del presente lavoro e delle future ricerche è quello di modellizzare la complessità osservandola da più punti di vista, così da prevederne gli effetti e gestirla. Solo corretti piani di gestione della complessità, infatti, permetteranno alle industrie manifatturiere di sopravvivere nel mercato attuale, sempre più efficiente, veloce, connesso, flessibile, evoluto e rivolto a strategie di economia circolare.

Ringraziamenti

A conclusione del presente elaborato, vorrei menzionare tutte le persone che hanno contribuito alla realizzazione dello stesso.

Ringrazio il mio relatore ed il mio correlatore, Prof. Galetto e Dott. Genta, che in questi sei mesi mi hanno guidata nelle ricerche e nella stesura dell'elaborato con cura, dedizione, disponibilità e puntualità. Le loro conoscenze, insieme ai suggerimenti pratici ed alle giuste indicazioni in ogni fase della realizzazione del lavoro di tesi mi hanno permesso di acquisire nuove competenze e di accrescere quelle già in mio possesso.

Ringrazio le altre due persone che mi hanno accompagnato in questo percorso, la Dott.ssa Elisa Verna ed il Dott. Giacomo Maculotti. Elisa, in particolar modo, è stata per me un punto di riferimento. A lei dico grazie per i consigli, la pazienza, la gentilezza che la contraddistingue e per aver condiviso con me la sua conoscenza ed il suo tempo.

Ringrazio i miei genitori e mia sorella, le mie costanti. Le persone che fanno parte della mia vita da anni e quelle che Torino mi ha fatto scoprire, con cui ho condiviso aule, case, momenti e le vie di una città facile da amare.

Appendice A

Calcolo dell'indicatore OWA

Come esempio, si consideri la molecola numero 5. Sia la scala delle importanze dei criteri di bassa complessità soggettiva che quella dei livelli di concordanza con essi in riferimento alla molecola considerata sono a $t = 5$ livelli, definiti S_1, S_2, S_3, S_4 ed S_5 . Il campione, invece, ha una dimensione di $n = 3$, considerato che i partecipanti che si sono espressi sono tre. Sia le importanze che i valori assegnati dai partecipanti sono stati ordinati in ordine decrescente, come può osservarsi in Tabella A1. Sapendo che $Q(K) = S_{f(k)}$, con $k = 1, \dots, n$, e che $f(k) = \text{Int} \left\{ 1 + \left[k \frac{t-1}{n} \right] \right\}$, i “pesi” dell'operatore OWA sono:

- $Q(1) = S_2$
- $Q(2) = S_3$
- $Q(3) = S_5$

Ricordando che $OWA = \text{Max}_{k=1}^n [\text{Min}\{Q(k), b_k\}]$ e considerando il primo criterio di bassa complessità, pertanto, si ha:

$$OWA (I) = \max(\min(S_2; S_5); \min(S_3; S_5); \min(S_5; S_5)) = \max(\min(2; 5); \min(3; 5); \min(5; 5)) = 5,$$

$$OWA (V) = \max(\min(S_2; S_4); \min(S_3; S_3); \min(S_5; S_3)) = \max(\min(2; 4); \min(3; 3); \min(5; 3)) = 3.$$

Criterio di complessità soggettiva	Importanza dei criteri di complessità soggettiva (I)				Valore dei criteri di complessità soggettiva (V)			
	P ₃	P ₄	P ₁	OWA	P ₃	P ₄	P ₁	OWA
1	5	5	5	5	3	2	3	3
2	4	4	3	3	3	3	2	3
3	5	5	5	5	2	2	3	2
4	4	5	5	4	3	3	4	3
5	4	4	4	4	3	2	4	3
6	4	5	5	4	3	2	4	3
7	3	4	3	3	2	3	3	3
8	3	5	4	3	3	2	3	3
9	4	4	4	4	2	2	4	2
10	3	5	3	3	3	3	2	3
11	3	4	2	3	4	2	3	3
12	4	5	5	4	3	2	2	2
13	3	5	3	3	3	2	3	3
14	3	4	4	3	3	3	2	3
15	3	4	4	3	2	3	3	3
16	3	4	2	3	3	2	3	3

Tabella A1 – Calcolo dell'indicatore OWA per le importanze e i valori dei criteri di bassa complessità soggettiva in riferimento alla molecola numero 5.

Appendice B

Relazione lineare tra tempo di assemblaggio medio e complessità oggettiva nelle prove random Regression Analysis: TAM versus CO

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	1	3246,9	3246,92	202,41	0,000
CO	1	3246,9	3246,92	202,41	0,000
Error	10	160,4	16,04		
Total	11	3407,3			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
4,00520	95,29%	94,82%	93,44%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	-3,76	2,63	-1,43	0,184	
CO	0,3937	0,0277	14,23	0,000	1,00

Regression Equation

$$\text{TAM} = -3,76 + 0,3937 \text{ CO}$$

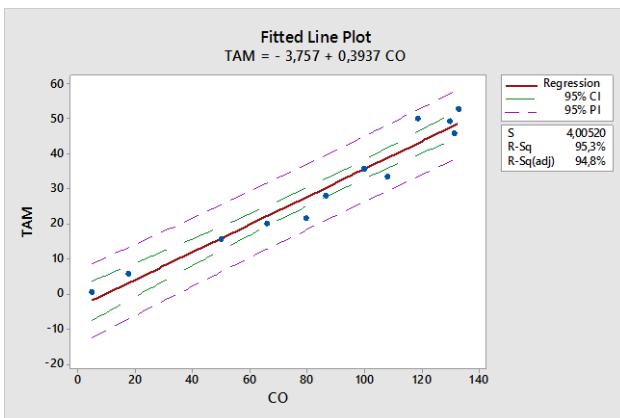


Figura B1 – Curva di regressione e dati sperimentali.

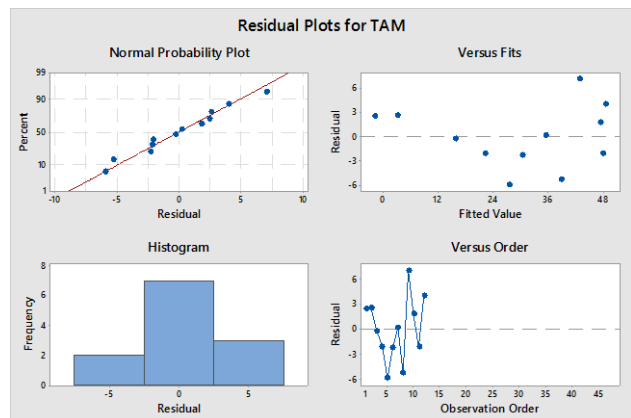


Figura B2 – Osservazione sui residui.

Relazione quadratica tra tempo di assemblaggio medio e complessità oggettiva nelle prove random

Regression Analysis: TAM versus CO

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	2	3300,62	1650,31	139,18	0,000
CO	1	51,36	51,36	4,33	0,067
CO*CO	1	53,70	53,70	4,53	0,062
Error	9	106,71	11,86		
Total	11	3407,33			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
3,44343	96,87%	96,17%	95,14%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	0,73	3,09	0,24	0,818	
CO	0,1978	0,0951	2,08	0,067	15,96
CO*CO	0,001354	0,000636	2,13	0,062	15,96

Regression Equation

$$\text{TAM} = 0,73 + 0,1978 \text{ CO} + 0,001354 \text{ CO}^2$$

Fits and Diagnostics for Unusual Observations (R Large residual)

Obs	TAM	Fit	Resid	Std Resid	R
9	50,04	43,26	6,78	2,12	R

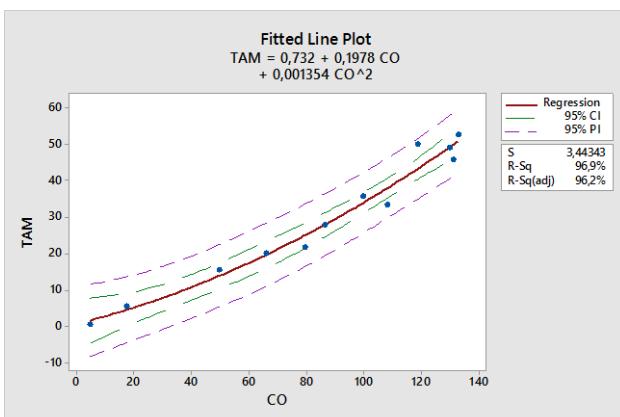


Figura B3 – Curva di regressione e dati sperimentali.

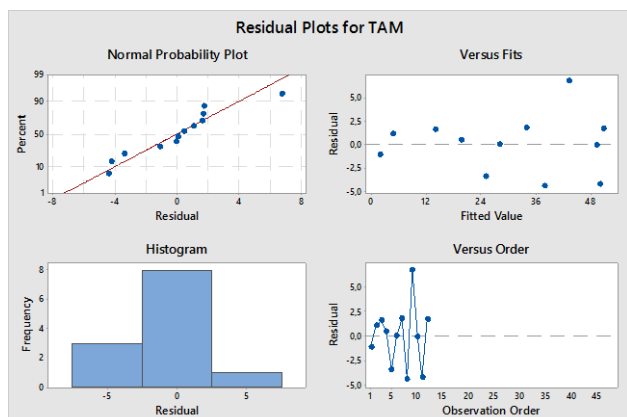


Figura B4 – Osservazione sui residui.

Relazione non lineare con legge di potenza tra tempo di assemblaggio medio e complessità oggettiva nelle prove random

Nonlinear Regression: TAM = Theta1 * CO ^ Theta2

Method

Algorithm	Gauss-Newton
Max iterations	200
Tolerance	0,00001

Starting Values for Parameters

Parameter	Value
Theta1	1
Theta2	1

Equation

$$\text{TAM} = 0,0707691 * \text{CO} ^ 1,34394$$

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	SE Estimate	95% CI
Theta1	0,07077	0,045875	(0,01418; 0,28076)
Theta2	1,34394	0,136629	(1,05226; 1,68146)

Summary

Iterations	34
Final SSE	112,917
DFE	10
MSE	11,2917
S	3,36031

Appendice C

Relazione lineare tra tempo di disassemblaggio e complessità oggettiva nelle prove random Regression Analysis: TD versus C

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	1	343,82	343,816	122,41	0,000
C	1	343,82	343,816	122,41	0,000
Error	46	129,20	2,809		
Lack-of-Fit	10	27,33	2,733	0,97	0,489
Pure Error	36	101,87	2,830		
Total	47	473,02			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
1,67592	72,69%	72,09%	70,81%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	0,762	0,550	1,38	0,173	
C	0,06405	0,00579	11,06	0,000	1,00

Regression Equation

$$TD = 0,762 + 0,06405 C$$

Fits and Diagnostics for Unusual Observations (R Large residual)

Obs	TD	Fit	Resid	Std Resid	R
5	11,000	5,860	5,140	3,10	R
12	13,000	9,272	3,728	2,28	R
21	4,500	8,361	-3,861	-2,34	R

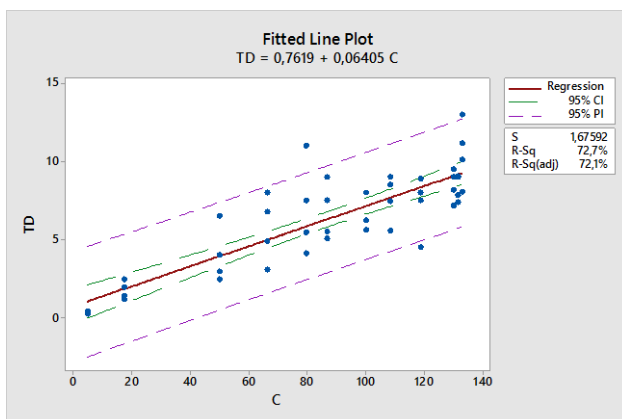


Figura C1 – Curva di regressione e dati sperimentali.

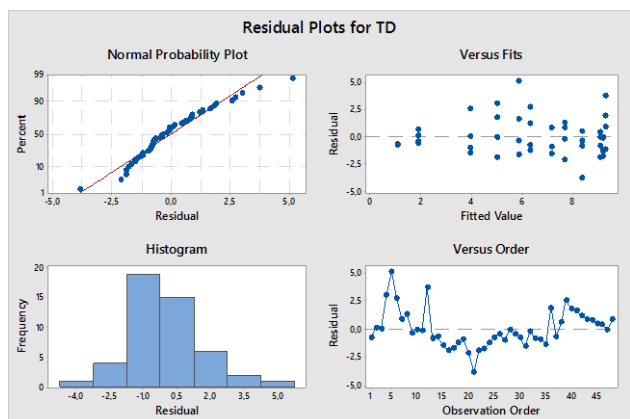


Figura C2 – Osservazione sui residui.

Relazione quadratica tra tempo di disassemblaggio e complessità oggettiva nelle prove random

Regression Analysis: TD versus C

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	2	349,211	174,606	63,46	0,000
C	1	47,465	47,465	17,25	0,000
C*C	1	5,395	5,395	1,96	0,168
Error	45	123,806	2,751		
Lack-of-Fit	9	21,939	2,438	0,86	0,567
Pure Error	36	101,868	2,830		
Total	47	473,018			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
1,65869	73,83%	72,66%	70,80%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	0,050	0,745	0,07	0,946	
C	0,0951	0,0229	4,15	0,000	15,96
C*C	-0,000215	0,000153	-1,40	0,168	15,96

Regression Equation

$$TD = 0,050 + 0,0951 C - 0,000215 C^2$$

Fits and Diagnostics for Unusual Observations (R Large residual)

Obs	TD	Fit	Resid	Std Resid	
5	11,000	6,260	4,740	2,93	R
12	13,000	8,897	4,103	2,57	R
21	4,500	8,312	-3,812	-2,34	R

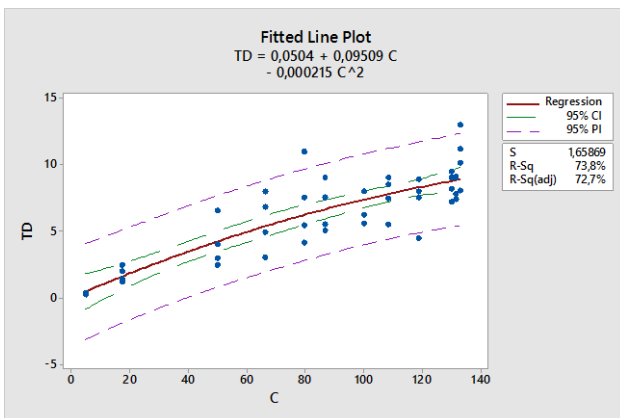


Figura C3 – Curva di regressione e dati sperimentali.

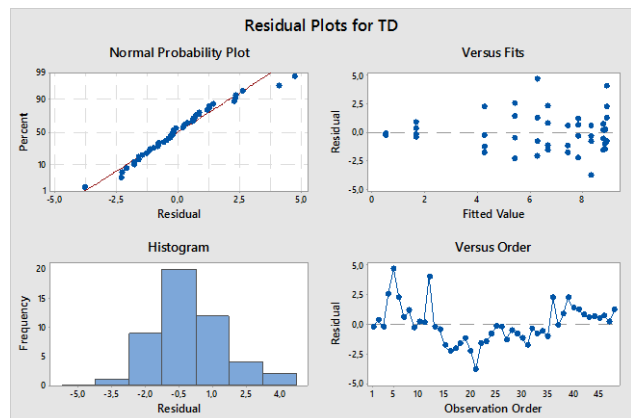


Figura C4 – Osservazione sui residui.

Relazione non lineare con legge di potenza tra tempo di disassemblaggio e complessità oggettiva nelle prove random

Nonlinear Regression: $TD = \text{Theta1} * C ^ \text{Theta2}$

Method

Algorithm	Gauss-Newton
Max iterations	200
Tolerance	0,00001

Starting Values for Parameters

Parameter	Value
Theta1	1
Theta2	1

Equation

$$TD = 0,223099 * C ^ 0,756979$$

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	SE Estimate	95% CI
Theta1	0,223099	0,119642	(0,069340; 0,56790)
Theta2	0,756979	0,114660	(0,555969; 1,00536)

Lack of Fit

Source	DF	SS	MS	F	P
Error	46	124,077	2,69733		
Lack of Fit	10	22,210	2,22097	0,78	0,643
Pure Error	36	101,868	2,82966		

Summary

Iterations	8
Final SSE	124,077
DFE	46
MSE	2,69733
S	1,64236

Appendice D

Relazione lineare tra difetti di assemblaggio totali medi e complessità oggettiva nelle prove random

Regression Analysis: DATM versus CO

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	1	11,216	11,2162	30,31	0,000
CO	1	11,216	11,2162	30,31	0,000
Error	10	3,700	0,3700		
Total	11	14,917			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,608317	75,19%	72,71%	64,67%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	0,107	0,400	0,27	0,794	
CO	0,02314	0,00420	5,51	0,000	1,00

Regression Equation

$$\text{DATM} = 0,107 + 0,02314 \text{ CO}$$

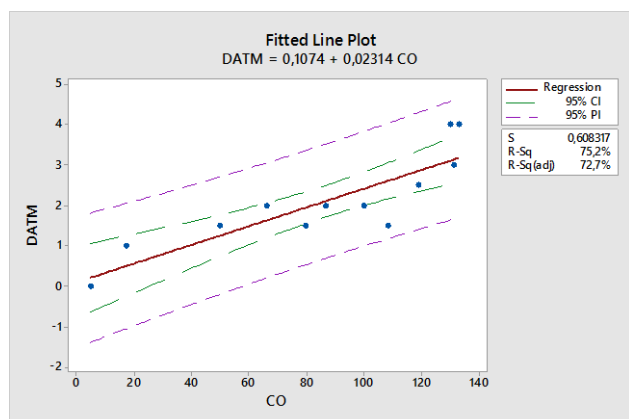


Figura D1 – Curva di regressione e dati sperimentali.

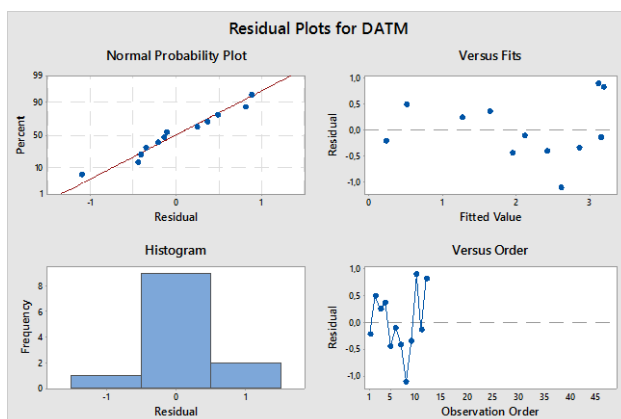


Figura D2 – Osservazione sui residui.

Relazione quadratica tra difetti di assemblaggio totali medi e complessità oggettiva nelle prove random

Regression Analysis: DATM versus CO

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	2	11,6378	5,81888	15,97	0,001
CO	1	0,0439	0,04392	0,12	0,736
CO*CO	1	0,4216	0,42158	1,16	0,310
Error	9	3,2789	0,36432		
Total	11	14,9167			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,603592	78,02%	73,13%	53,86%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	0,505	0,542	0,93	0,376	
CO	0,0058	0,0167	0,35	0,736	15,96
CO*CO	0,000120	0,000112	1,08	0,310	15,96

Regression Equation

$$\text{DATM} = 0,505 + 0,0058 \text{ CO} + 0,000120 \text{ CO}^2$$

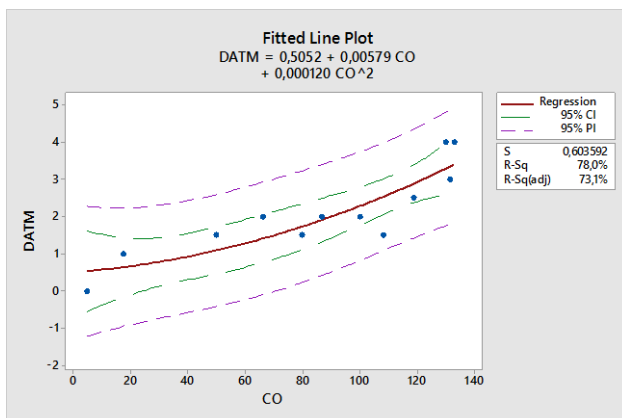


Figura D3 – Curva di regressione e dati sperimentali.

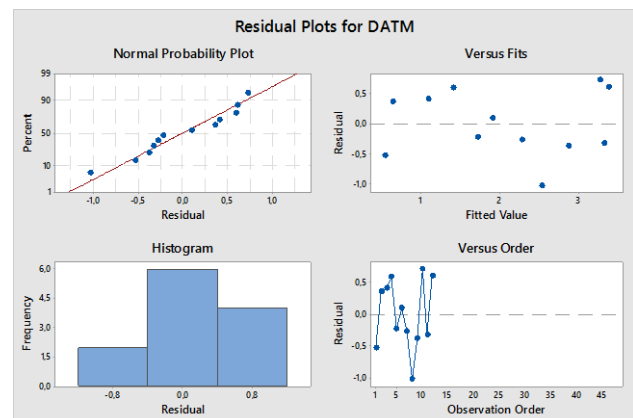


Figura D4 – Osservazione sui residui.

Relazione non lineare con legge di potenza tra difetti di assemblaggio totali medi e complessità oggettiva nelle prove random

Nonlinear Regression: $DATM = \text{Theta1} * CO ^ \text{Theta2}$

Method

Algorithm	Gauss-Newton
Max iterations	200
Tolerance	0,00001

Starting Values for Parameters

Parameter	Value
Theta1	1
Theta2	1

Equation

$DATM = 0,0172673 * CO ^ 1,0713$

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	SE Estimate	95% CI
Theta1	0,01727	0,025984	(0,000068; 0,32712)
Theta2	1,07130	0,318896	(0,438551; 2,23224)

Summary

Iterations	11
Final SSE	3,71405
DFE	10
MSE	0,371405
S	0,609430

Appendice E

Relazione lineare tra difetti di disassemblaggio medi e complessità oggettiva nelle prove random Regression Analysis: DDM versus CO

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	1	23,386	23,3857	55,99	0,000
CO	1	23,386	23,3857	55,99	0,000
Error	10	4,177	0,4177		
Total	11	27,563			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,646282	84,85%	83,33%	78,01%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	-0,228	0,425	-0,54	0,603	
CO	0,03341	0,00447	7,48	0,000	1,00

Regression Equation

$$\text{DDM} = -0,228 + 0,03341 \text{ CO}$$

Fits and Diagnostics for Unusual Observations (R Large residual)

Obs	DDM	Fit	Resid	Std Resid	R
12	5,500	4,211	1,289	2,22	R

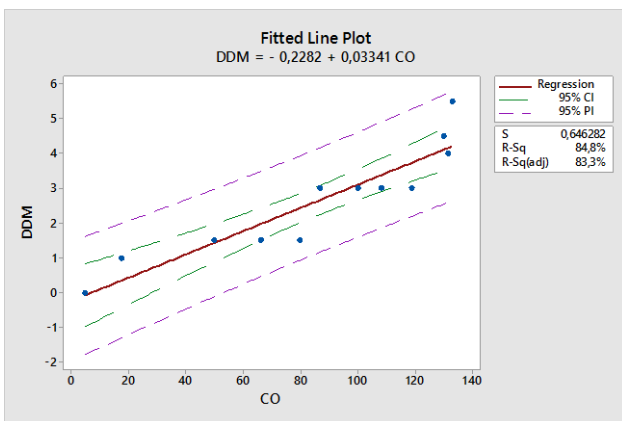


Figura E1 – Curva di regressione e dati sperimentali.

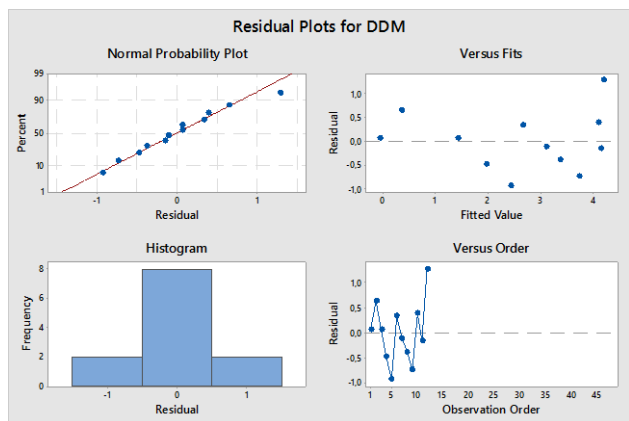


Figura E2 – Osservazione sui residui.

Relazione quadratica tra difetti di disassemblaggio medi e complessità oggettiva nelle prove random

Regression Analysis: DDM versus CO

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	2	24,4585	12,2293	35,46	0,000
CO	1	0,0431	0,0431	0,12	0,732
CO*CO	1	1,0728	1,0728	3,11	0,112
Error	9	3,1040	0,3449		
Total	11	27,5625			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,587271	88,74%	86,24%	76,74%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	0,406	0,527	0,77	0,461	
CO	0,0057	0,0162	0,35	0,732	15,96
CO*CO	0,000191	0,000108	1,76	0,112	15,96

Regression Equation

$$\text{DDM} = 0,406 + 0,0057 \text{ CO} + 0,000191 \text{ CO}^2$$

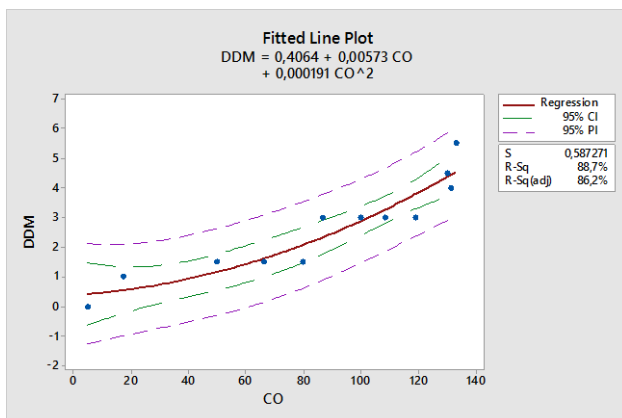


Figura E3 – Curva di regressione e dati sperimentali.

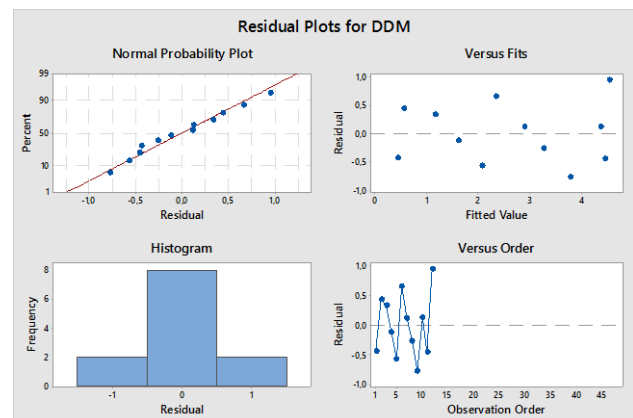


Figura E4 – Osservazione sui residui.

Relazione non lineare con legge di potenza tra difetti di disassemblaggio medi e complessità oggettiva nelle prove random

Nonlinear Regression: $DDM = \text{Theta1} * CO ^ \text{Theta2}$

Method

Algorithm	Gauss-Newton
Max iterations	200
Tolerance	0,00001

Starting Values for Parameters

Parameter	Value
Theta1	1
Theta2	0,5

Equation

$$DDM = 0,00397674 * CO ^ 1,43689$$

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	SE Estimate	95% CI
Theta1	0,00398	0,005437	(0,000069; 0,07223)
Theta2	1,43689	0,287737	(0,821224; 2,28279)

Summary

Iterations	28
Final SSE	3,50854
DFE	10
MSE	0,350854
S	0,592329

Appendice F

ANOVA a due vie per le prove ripetute in riferimento ai tempi

Analysis of Variance TA3 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	3,152	3,1519	6,58	0,050
N	5	69,683	13,9366	29,08	0,001
Error	5	2,396	0,4792		
Total	11	75,231			

Analysis of Variance TD3 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	36,4357	36,4357	38968,64	0,000
N	5	0,5793	0,1159	123,91	0,000
Error	5	0,0047	0,0009		
Total	11	37,0196			

Analysis of Variance TA7 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	11,801	11,801	6,79	0,048
N	5	264,312	52,862	30,43	0,001
Error	5	8,686	1,737		
Total	11	284,799			

Analysis of Variance TD7 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	3,392	3,3920	15,53	0,011
N	5	3,780	0,7561	3,46	0,100
Error	5	1,092	0,2184		
Total	11	8,264			

Analysis of Variance TA12 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	29,20	29,20	2,26	0,193
N	5	818,34	163,67	12,68	0,007
Error	5	64,51	12,90		
Total	11	912,06			

Analysis of Variance TD12 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	1,6280	1,62803	102,56	0,000
N	5	19,3912	3,87824	244,32	0,000
Error	5	0,0794	0,01587		
Total	11	21,0986			

ANOVA a due vie in riferimento alle prove ripetute. Le variabili dipendenti sono, rispettivamente, il tempo di assemblaggio e disassemblaggio della molecola numero 3, numero 7 e numero 12. Le variabili indipendenti sono il partecipante e il numero della prova.

Appendice G

ANOVA a due vie per le prove ripetute in riferimento ai difetti

Analysis of Variance DA3 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	3,0000	3,00000	*	*
N	5	14,6667	2,93333	*	*
Error	5	0,0000	0,00000		
Total	11	17,6667			

Analysis of Variance DD3 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	2,083	2,0833	7,35	0,042
N	5	3,417	0,6833	2,41	0,178
Error	5	1,417	0,2833		
Total	11	6,917			

Analysis of Variance DA7 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	0,3333	0,3333	2,50	0,175
N	5	31,0000	6,2000	46,50	0,000
Error	5	0,6667	0,1333		
Total	11	32,0000			

Analysis of Variance DD7 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	0,3333	0,3333	2,50	0,175
N	5	18,6667	3,7333	28,00	0,001
Error	5	0,6667	0,1333		
Total	11	19,6667			

Analysis of Variance DA12 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	0,750	0,7500	1,36	0,296
N	5	169,417	33,8833	61,61	0,000
Error	5	2,750	0,5500		
Total	11	172,917			

Analysis of Variance DD12 vs P; N

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
P	1	1,3333	1,3333	10,00	0,025
N	5	18,6667	3,7333	28,00	0,001
Error	5	0,6667	0,1333		
Total	11	20,6667			

ANOVA a due vie in riferimento alle prove ripetute. Le variabili dipendenti sono, rispettivamente, i difetti totali di assemblaggio e disassemblaggio della molecola numero 3, numero 7 e numero 12. Le variabili indipendenti sono il partecipante e il numero della prova.

Appendice H

Relazione lineare tra complessità soggettiva e complessità oggettiva Regression Analysis: CS versus CO

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	1	0,52234	0,522344	214,76	0,000
CO	1	0,52234	0,522344	214,76	0,000
Error	10	0,02432	0,002432		
Total	11	0,54667			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,0493180	95,55%	95,11%	93,97%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	0,3402	0,0324	10,50	0,000	
CO	0,004993	0,000341	14,65	0,000	1,00

Regression Equation

$$CS = 0,3402 + 0,004993 CO$$

Appendice I

Piano operativo completo

Gli operatori sono ripartiti tra due gruppi, A e B , distinti, dal momento che solo su B vogliono osservarsi gli effetti dell'apprendimento. Entrambi i gruppi eseguono le prove in due giornate distinte, per un totale di due prove di assemblaggio e due prove di disassemblaggio per ciascun gruppo. Si prevede che siano presenti dei controllori della qualità per ogni attività di assemblaggio e per ogni attività di disassemblaggio. Il controllore, durante le prove, ha il compito di raccogliere in forma tabellare le informazioni riguardanti il numero e la tipologia di difetti di prodotto individuati.

Il numero di operatori e di controllori all'interno di ogni gruppo è legato alla disponibilità da parte degli individui coinvolti. Nel caso di minima disponibilità, nella prima giornata del gruppo A quattro operatori sono preposti alla prova di assemblaggio e quattro a quella di disassemblaggio, mentre otto controllori si dividono a metà tra i due processi. Similmente, nella prima giornata del gruppo B , sei operatori svolgono l'assemblaggio e sei il disassemblaggio, tre controllori si occupano del primo processo e tre del secondo. La seconda giornata, data la minima disponibilità, vede un'inversione di ruolo tra gli operatori per entrambi i gruppi, pertanto coloro che nella prima giornata hanno assemblato si trovano a disassemblare, e viceversa.

Nel caso di massima disponibilità dei partecipanti, la seconda giornata coinvolge sia operatori che controllori diversi da quelli impiegati nella prima. Ciò implica che, nel primo caso descritto, il numero totale di partecipanti richiesti sia 34, mentre nel secondo caso è 68.

Sul gruppo A non vogliono osservarsi effetti di apprendimento, quindi è richiesto di assemblare e disassemblare tutte e dodici le strutture molecolari scegliendole in maniera randomica. In una giornata, ciascuno dei quattro operatori designati all'assemblaggio assembla tutte le strutture in circa otto ore, comprensive di pause e di controlli, affiancato da un operatore preposto al disassemblaggio il quale, impegnato nelle stesse ore, procede a disassemblare la molecola di volta in volta scelta. Ad ogni operatore è associato un controllore, sia per l'assemblaggio che per il disassemblaggio.

Sul gruppo B , al contrario, vogliono osservarsi gli effetti dell'apprendimento. Per questo motivo, in una giornata, dei sei operatori designati all'assemblaggio, due assemblano per sei volte consecutive la molecola di complessità bassa, due quella di complessità intermedia e due quella di complessità alta. A valle di ogni assemblaggio, avviene il disassemblaggio. Ogni coppia di operatori dedicata ad una delle tre strutture, in entrambi i processi, è associata ad un controllore.

Considerando che ad ogni coppia di operatori di assemblaggio e disassemblaggio venga fornita una scatola contenente il kit da utilizzare, il numero totale di scatole richieste per il gruppo A è 4, mentre per il gruppo B è 6.

I dati da raccogliere per ogni prova sono relativi a:

- Tempi di assemblaggio e disassemblaggio durante le prove (raccolti dagli operatori);
- Numero di difetti di processo (raccolti dagli operatori);
- Numero e tipologia di difetti di prodotto (raccolti dai controllori);
- Importanze e valori dei criteri di bassa complessità soggettiva (raccolti dagli operatori dopo aver assemblato per la prima volta ogni struttura).

In Figura I1 si riporta il piano in forma tabellare.

Giornata 1, 2								GRUPPO A ASSEMBLAGGIO			
inizio	pausa	ripresa	pausa	ripresa	pausa	ripresa	fine	n° operatori	n° controllori	n° molecole	tempo richiesto [min]
08:30	10:30	10:45	12:45	13:30	15:30	15:45	17:45	4	4	12	358

Giornata 1, 2								GRUPPO A DISASSEMBLAGGIO			
inizio	pausa	ripresa	pausa	ripresa	pausa	ripresa	fine	n° operatori	n° controllori	n° molecole	tempo richiesto [min]
08:30	10:30	10:45	12:45	13:30	15:30	15:45	17:45	4	4	12	75

Giornata 3, 4												GRUPPO B ASSEMBLAGGIO				
inizio		fine		n° operatori	ID molecola	tempo richiesto [min]	ripetizioni	n° controllori								
08:30		10:30		2	3	61	6	1								
inizio	pausa	ripresa	pausa	ripresa	fine	n° operatori	ID molecola	tempo richiesto [min]	ripetizioni	n° controllori						
08:30	10:00	10:15	11:15	11:30	12:30	2	7	143	6	1						
inizio	pausa	ripresa	pausa	ripresa	fine	n° operatori	ID molecola	tempo richiesto [min]	ripetizioni	n° controllori						
08:30	10:00	10:15	12:15	13:00	15:00	2	12	233	6	1						

Giornata 3, 4												GRUPPO B DISASSEMBLAGGIO				
inizio		fine		n° operatori	ID molecola	tempo richiesto [min]	ripetizioni	n° controllori								
08:30		10:30		2	3	26	6	1								
inizio	pausa	ripresa	pausa	ripresa	fine	n° operatori	ID molecola	tempo richiesto [min]	ripetizioni	n° controllori						
08:30	10:00	10:15	11:15	11:30	12:30	2	7	36	6	1						
inizio	pausa	ripresa	pausa	ripresa	fine	n° operatori	ID molecola	tempo richiesto [min]	ripetizioni	n° controllori						
08:30	10:00	10:15	12:15	13:00	15:00	2	12	49	6	1						

Figura I1 – Piano operativo completo

Riferimenti

- Agresti, A., 2002. *Categorical Data Analysis*. 2° a cura di New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Alkan, B., 2019. An experimental investigation on the relationship between perceived assembly complexity and product design complexity. *International Journal of Interactive Design and Manufacturing*, Volume 13, pp. 1145-1157.
- Alkan, B. & Harrison, R., 2019. A virtual engineering based approach to verify structural complexity of component-based automation systems in early design phase. *Journal of Manufacturing Systems*, Volume 53, pp. 18-31.
- Alkan, B. et al., 2018. Complexity in manufacturing systems and its measures: a literature review. *European J. Industrial Engineering*, 12(1), pp. 116-150.
- Falck, A. C., Örtengren, R., Rosenqvist, M. & Söderberg, R., 2016. Criteria for assessment of basic manual assembly complexity. *Elsevier*, Volume 44, pp. 424-428.
- Franceschini, F. & Galetto, M., 2001. A new approach for evaluation of risk priorities of failure modes in FMEA. *International Journal of Production Research*, 39(13), pp. 2991-3002.
- Franceschini, F. & Galetto, M., 2002. Asymptotic defectiveness of manufacturing plants: an estimate based on process learning curves. *Taylor & Francis Group*, 40(3), pp. 537-545.
- Franceschini, F. & Galetto, M., 2003. Composition laws for learning curves of industrial manufacturing processes. *Taylor & Francis Group*, 41(7), pp. 1431-1447.
- Franceschini, F., Galetto, M., Genta, G. & Maisano, D. A., 2018. Selection of quality-inspection procedures for short-run productions. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Volume 99, pp. 2537-2547.
- Franceschini, F., Galetto, M. & Varetto, M., 2005. Ordered Samples Control Charts for Ordinal Variables. *Wiley InterScience*, 21(2), pp. 177-195.
- Galetto, M., Franceschini, F. & Maisano, D., 2007. *Management by measurement: Deigning key indicators and performance measurement systems..* Torino: Springer Science & Business Media.
- Galetto, M., Verna, E. & Genta, G., 2020. Accurate estimation of prediction models for operator-induced defects in assembly manufacturing processes. *Quality Engineering*, 32(4), pp. 595-613.
- Galetto, M., Verna, E., Genta, G. & Franceschini, F., 2019. Uncertainty evaluation in the prediction of defects and costs for quality inspection planning in low-volume productions. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 108(11), pp. 3793-3805.
- Hinckley, C. M., 1994. *A Global Conformance Quality Model. A New Strategic Tool for Minimizing Defects Caused by Variation, Error, and Complexity*, Stanford University: PhD dissertation, Mechanical Engineering Department.
- Levy, F. K., 1965. Adaptation in the production process. *Management Science*, 11(6).
- March, J. G. & Simon, H. A., 1958. *Organizations*, New York: Wiley.
- Montgomery, D. C., 1996. *Introduction to Statistical Quality Control*, New York: Wiley.
- Shannon, C. E., 1948. A Mathematical Theory of Communication. *The Bell System Technical Journal*, Volume 27, pp. 379-423, 623-656.

- Shibata, H., 2002. *Global Assembly Quality Methodology. A New Method for Evaluating Assembly Complexities in Globally Distributed Manufacturing.*, Stanford University: PhD dissertation, Mechanical Engineering Department.
- Sinha, K. et al., 2012. Structural Complexity Metric for Engineerend Complex Systems and Its Application. *DSM 2012 Proceedings of the 14th International DSM Conference, Kyoto, Japan*, pp. 181-192.
- Su, Q., Liu, L. & Whitney, D. E., 2010. A Systematic Study of the Prediction Model for Operator Induced Assembly Defects Based on Assembly Complexity Factors. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 40(1), pp. 107-120.
- Venezia, I., 1985. On the statistical origins of the learning curve. *European Journal of Operational Research*, 19(2), pp. 191-200.
- Verna, E., Genta, G., Galetto, M. & Franceschini, F., 2019. *Product assembly and defect prediction: a novel model based on the structural complexity paradigm*, Torino: Politecnico di Torino, Department of Management and Production Engineering.
- Yager, R. & Filev, D., 1994. *Essentials of Fuzzy Modeling and Control*, New York: Wiley.
- Zangwill, W. I. & Kantor, P. B., 1998. Toward a theory of continuous improvement and the learning curve. *Management Science*, 44(7).