

MIGLIORAMENTO DI UN PROCESSO DI SMALTATURA MEDIANTE L'APPLICAZIONE DI TECNICHE DOE

G. Arcidiacono^a

^a *Facoltà di Scienze e Tecnologie Applicate, Università Telematica G. Marconi, via Plinio 44 - 00193 Roma - e-mail: g.arcidiacono@unimarconi.it*

Parole chiave: DOE, Full Factorial Design, Fractional Factorial Design

Introduzione

L'articolo descrive lo studio e l'analisi dei parametri critici di un processo di smaltatura di confetti (o pellet) attraverso l'applicazione del *Design Of Experiments* (DOE), strumento che permette di bilanciare i costi e i tempi della sperimentazione in funzione delle conoscenze necessarie per ottimizzare la produzione.

Questo progetto è stato sviluppato con la collaborazione di un'Azienda leader mondiale nella produzione di *chewing gum*. Per quanto il prodotto in questione apparentemente possa sembrare molto semplice da realizzarsi, la sua produzione è estremamente complessa a causa di un numero molto elevato di variabili che influenzano il processo manifatturiero.

Descrizione del processo e obiettivi del lavoro

Il prodotto in questione è il classico confetto smaltato. Le problematiche qualitative che lo caratterizzano sono molteplici, ma sicuramente due sono particolarmente importanti: non solo il gusto del prodotto, ma anche l'aspetto estetico, in quanto la superficie deve essere liscia, non presentare rugosità e la forma deve essere regolare (cosa che non avviene nella Fig. 1).

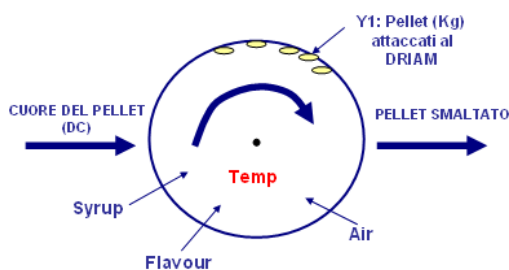


Figura 1: Problemi di rugosità del confetto

Sia la rugosità della superficie che l'intensità del gusto dipendono da una fase di processo detta "coating" che sostanzialmente è la smaltatura del confetto o "confettatura" che avviene con l'aggiunta di ingredienti quali aromi (differente a seconda del prodotto) e siero.

L'intero ciclo di lavorazione avviene in macchine chiamate *driams* (grossi cilindri rotanti, che sembrano centrifughe, necessari per impastare il mix) ed è suddiviso in più fasi durante le quali tali ingredienti vengono aggiunti, secondo predeterminati dosaggi, e mescolati alla carica di gomma che ha già subito alcune trasformazioni nei processi precedenti di lavorazione. Prima di essere smaltato il confetto, però, deve essere generato attraverso le fasi di preparazione della gomma (cuore del confetto), laminazione, taglio (a seconda del formato da produrre) ed infine la separazione fisica dei confetti l'uno dall'altro (cfr. Fig. 2).

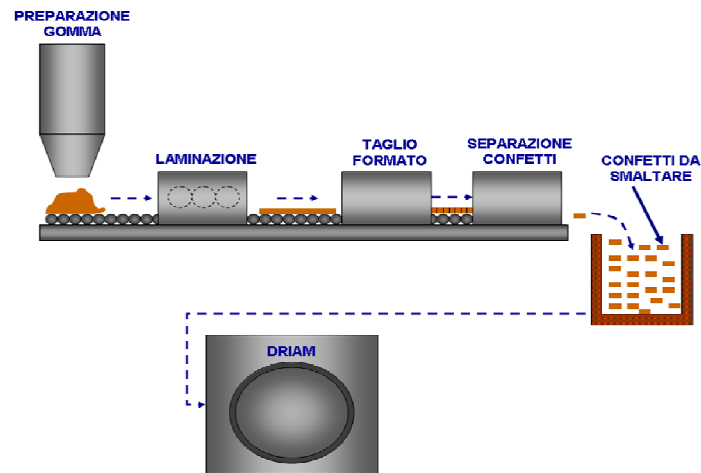


Figura 2: Fasi di lavorazione del confetto

L'obiettivo del progetto è stato quello di identificare nel processo di smaltatura le variabili maggiormente critiche in termini di rugosità superficiale dei confetti e, attraverso l'utilizzo del DOE, di trovare il livello di settaggio ottimale di tutti questi fattori contemporaneamente al fine di eliminare al massimo tale rugosità.

Scelta del piano DOE

Insieme agli esperti del processo sono stati scelti 7 fattori come particolarmente significativi del processo in oggetto: Aria iniettata nel *driam* per favorire trasformazioni chimiche e non, Quantità di sciroppo immessa nelle singole fasi del processo (3, 4, 5, 6 codificata rispettivamente Syrup3, Syrup4, Syrup5, Syrup6), Aromi, Carica secca del prodotto prima della confettatura (Dry Charge).

Successivamente sono stati scelti 2 livelli per ciascun fattore come segue:

- Aria iniettata (AIR) → 220 – 260 (m³/min)
- Quantità Syrup in fase 3 (Syrup3) → 13 – 17 (Kg)
- Quantità Syrup 4 → 14 – 18 (Kg)
- Syrup 5 → 6,6 – 8,6 (Kg)
- Syrup 6 → 15 – 19 (Kg)
- Quantità di Aromi (Flv ovvero Flavour) → 1,2 – 3,6 (Kg)
- Quantità di Dry Charge per singola applicazione (DC) → 5 – 9 (Kg)

Alla luce di questo scenario un piano DOE *Full Factorial Design* (considerando almeno 2 ripetizioni) è subito risultato impraticabile per costi e tempi richiesti dal numero di prove troppo elevato (256):

$$\text{run} = 2 \times 2 \times 7 = 256$$

Per di più da un'analisi approfondita è, poi, emerso che anche la Temperatura (T) di esercizio del *driam* poteva essere un parametro significativo e pertanto si è deciso di considerarla nello studio in esame.

Tuttavia garantire la randomizzazione delle prove del piano DOE inserendo come fattore anche T non sarebbe stato possibile: infatti, settare ad ogni run il livello della Temperatura non sarebbe stato praticabile!

Per tale motivo è stata inserita nel DOE anche questa variabile, ma con l'accortezza di considerarla come blocco e non come fattore: in tal modo è stato possibile monitorare anche l'influenza di tale parametro (Block = Temperatura → 2 valori a cui effettuare le sperimentazioni: 53° – 58°C), ovviando al problema sopra descritto.

Fatte queste considerazioni si è ricorso, quindi, a un piano DOE *Fractional Factorial Design*.

In particolare, osservando la tabella di Fig. 3 dei piani disponibili (il Software con cui sono state effettuate queste analisi è MINITAB 15),

Runs	Factors													
	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
4	Full	III												
8		Full	IV	III	III	III								
16			Full	V	IV	IV	IV	III	III	III	III	III	III	III
32				Full	VI	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV
64					Full	VII	V	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV
128						Full	VIII	VI	V	V	IV	IV	IV	IV

Figura 3: Tavola dei piani Fattoriali

è stato scelto un piano di Risoluzione IV, in cui si accetta di “confondere” gli effetti del secondo ordine fra loro o quelli degli effetti principali con le interazioni dal terzo ordine o superiori. Ammettendo questa approssimazione, considerata accettabile da un punto di vista fisico per il problema in questione, si può prendere un piano 1/8 fraction (cfr. Fig. 4) di 16 run:

$$\text{run} = 2^{**}(7-3) = 16$$

che con le due repliche richiedono 32 prove totali.

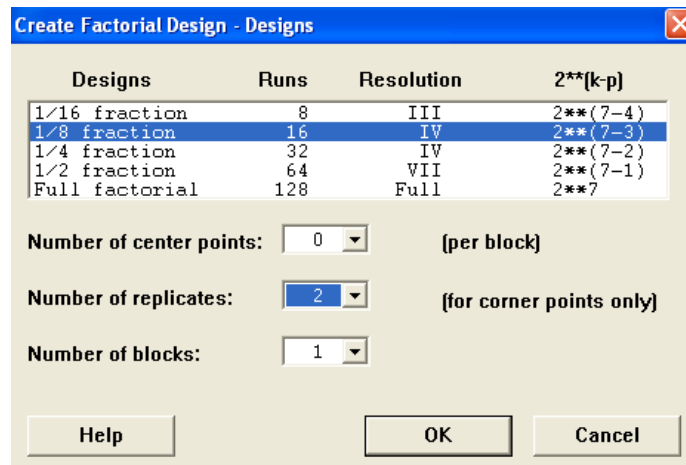


Figura 4: Piano Fattoriale scelto

Risultati

La procedura seguita è stata la seguente:

1. Lancio dell'analisi DOE (cfr. Fig. 5).
2. Iterazione della procedura eliminando i parametri non significativi partendo, se possibile, dalle interazioni di grado più alto, utilizzando il Pareto degli Effetti (cfr. Figg. 6-7).
3. Verifica delle eventuali *unusual observation* e loro rimozione se giustificata da un punto di vista fisico.
4. Verifica dei residui (cfr. Fig. 8).
5. Determinata la configurazione finale del modello con fattori ed eventuali interazioni significative, verifica del valore di R-Sq (adj).

StdOrder	RunOrder	CenterPt	Blocks	AIR	Syrup3	Syrup4	Syrup5	Syrup6	Flv	DC	Y= %Defect	Block 1	Block 2
29	1	1	2	220	13	18	8,6	19	1,2	5	411,3	53 °C	58 °C
26	2	1	2	260	13	14	8,6	19	3,6	5	862,9		
23	3	1	2	220	17	18	6,6	15	1,2	9	1900,0		
32	4	1	2	260	17	18	8,6	19	3,6	9	18700,0		
28	5	1	2	260	17	14	8,6	15	1,2	5	22900,0		
19	6	1	2	220	17	14	6,6	19	3,6	5	11500,0		
25	7	1	2	220	13	14	8,6	15	3,6	9	800,0		
20	8	1	2	260	17	14	6,6	15	3,6	9	500,0		
24	9	1	2	260	17	18	6,6	19	1,2	5	2900,0		
27	10	1	2	220	17	14	8,6	19	1,2	9	320,0		
22	11	1	2	260	13	18	6,6	15	3,6	5	0,0		
21	12	1	2	220	13	18	6,6	19	3,6	9	300,4		
30	13	1	2	260	13	18	8,6	15	1,2	9	600,0		
17	14	1	2	220	13	14	6,6	15	1,2	5	3400,0		
31	15	1	2	220	17	18	8,6	15	3,6	5	13300,0		
18	16	1	2	260	13	14	6,6	19	1,2	9	473,0		
1	17	1	1	220	13	14	6,6	15	1,2	5	1400,0		
14	18	1	1	260	13	18	8,6	15	1,2	9	892,0		
15	19	1	1	220	17	18	8,6	15	3,6	5	3900,0		
6	20	1	1	260	13	18	8,6	15	3,6	5	0,0		
7	21	1	1	220	17	18	6,6	15	1,2	9	0,0		
16	22	1	1	260	17	18	8,6	19	3,6	9	955,0		
4	23	1	1	260	17	14	6,6	15	3,6	9	673,0		
12	24	1	1	260	17	14	8,6	15	1,2	5	0,0		
11	25	1	1	220	17	14	8,6	19	1,2	9	0,0		
8	26	1	1	260	17	18	6,6	19	1,2	5	4600,0		

Figura 5: Estratto dei run e dei risultati

Osservando i risultati del piano si può già immediatamente capire quale sia la migliore combinazione dei fattori in grado di ottimizzare la risposta (quantità di confetti non conformi). In particolare, una volta verificato che non ci siano *unusual observation* (verificabili nella parte Session di MINITAB15) in grado di influenzare i dati, si può guardare l'importanza dei fattori e delle interazioni in termini di significatività statistica, ricordandosi dell'approssimazione derivante dalla scelta del piano di Risoluzione IV (rischio di *Confounding I+III, II+II* o superiori). Per far ciò si considera il Pareto degli Effetti:

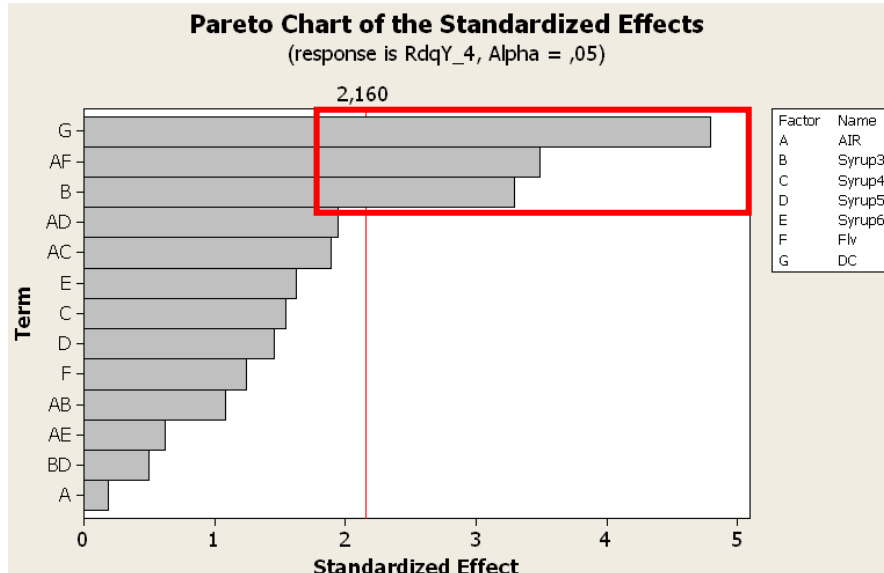


Figura 6: Analisi degli Effetti significativi attraverso Pareto

Dalla Fig. 6 emerge che ci sono vari fattori non significativi: si parte allora con l'eliminazione di quello che lo è di meno sia per le interazioni (dagli ordini più alti a quelli più bassi) che per i fattori principali. La procedura è iterativa fino al momento in cui rimangono nel modello solo fattori statisticamente significativi per il problema in esame. Così facendo si è arrivati alla configurazione seguente:

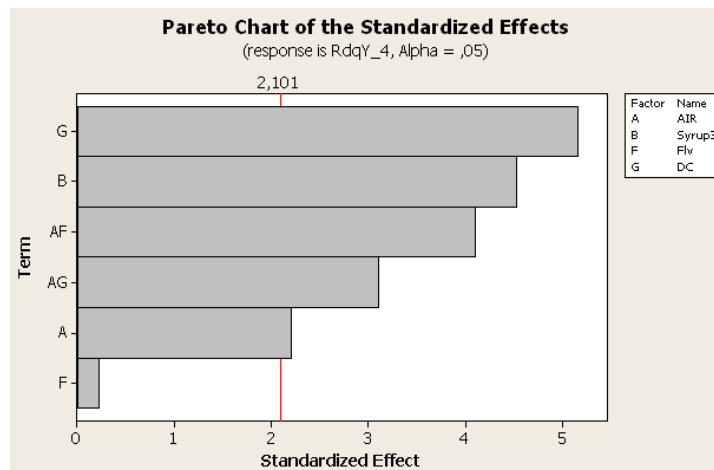


Figura 7: Analisi degli Effetti statisticamente significativi

Da questo si ha che i fattori statisticamente significativi sono G (DC), B (Syrup 3), AF (interazione AIR*Flv), AG (interazione AIR*DG) e A (AIR).

L'Output statistico (nella parte Session di MINITAB15), osservando i P-Value, indica che sono significativi da un punto di vista statistico il Blocco (cioè la Temperatura), gli Effetti principali e le Interazioni del secondo ordine.

Analysis of Variance for RdqY_4 (coded units)

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Blocks	1	1712	1135	1135,3	4,96	0,039
Main Effects	4	10821	12427	3106,7	13,58	0,000
2-Way Interactions	2	6871	6871	3435,7	15,02	0,000
Residual Error	18	4117	4117	228,7		
Lack of Fit	8	1920	1920	240,0	1,09	0,439
Pure Error	10	2197	2197	219,7		
Total	25	23521				

Sui singoli termini, inoltre, l'Output statistico conferma l'analisi grafica emersa dal Pareto degli Effetti:

Term	Effect	Coef	SE Coef	T	P
Constant		34,34	3,076	11,17	0,000
Block		-6,67	2,995	-2,23	0,039
AIR	-13,35	-6,68	3,033	-2,20	0,041
Syrup3	27,43	13,71	3,033	4,52	0,000
Flv	1,32	0,66	3,090	0,21	0,833
DC	-31,84	-15,92	3,090	-5,15	0,000
AIR*Flv	-25,30	-12,65	3,087	-4,10	0,001
AIR*DC	19,13	9,57	3,087	3,10	0,006

S = 15,1228 R-Sq = 82,50% **R-Sq(adj) = 75,69%**

Tab. 1 – Coefficienti del Modello

In merito, poi, alle ipotesi sui residui, come si può vedere dalla Fig. 8, sono rispettate sia in termini di normalità che di casualità di andamento (in valore e tempo):

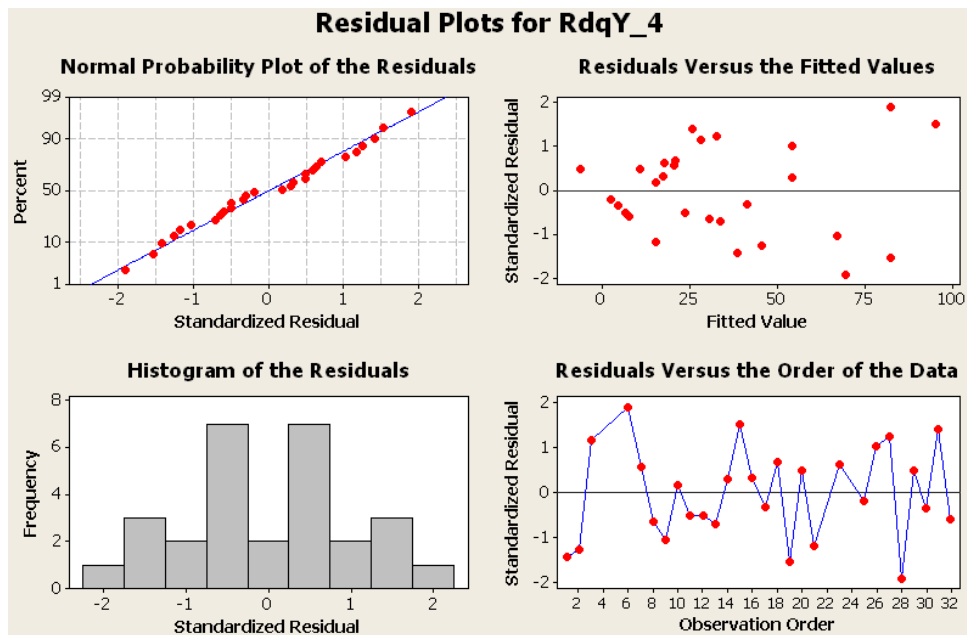


Figura 8: Analisi dei residui

Dai risultati trovati si può riassumere che i Fattori e le Interazioni sono spiegati dal modello determinato con una buona approssimazione (R-Sq superiore al 75%) e risultano essere:

- Block ovvero la Temperatura
- AIR
- Syrup 3
- DC (Dry Charge)
- Interazione del secondo ordine AIR*Flv
- Interazione del secondo ordine AIR*DC

Da notare che il fattore Flv (Flavour), anche se non è significativo come fattore principale, non si può eliminare dal modello in quanto le sue interazioni (con AIR) risultano significative!

Alle stesse conclusioni si arriva anche da un punto di vista grafico osservando il Main Effects Plot e l'Interaction Plot relativi (cfr. Figg. 9 e 10):

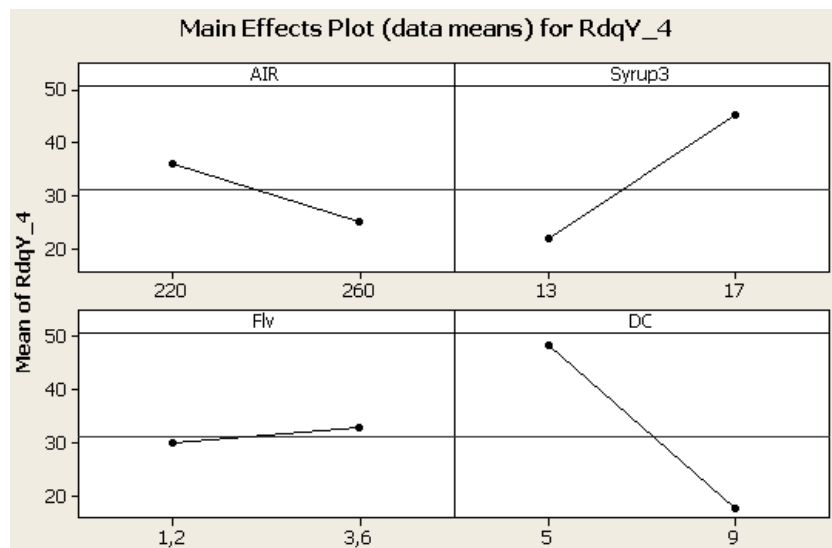


Figura 9: Main Effects Plots

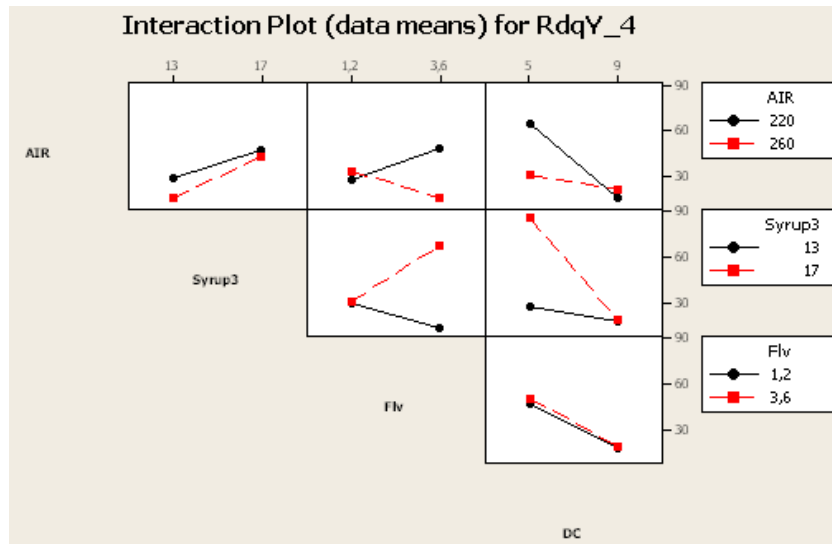


Figura 10: Interaction Plot

In conclusione, dall'analisi statistica (analitica e grafica) si evince che per ridurre i problemi di rugosità dei confetti esaminati nel processo di smaltatura, attraverso la costruzione e l'utilizzo di un modello con un buon R-Sq, il miglior settaggio dei fattori risultati significativi è il seguente:

FATTORI SIGNIFICATIVI	per ottimizzare Y
BLOCK	↑
AIR	↑
SYRUP 3	↓
DC	↑
FLV	=
AIR*FLV	↑
AIR*DC	↓

Figura 11: Fattori e Interazioni significative e loro andamento per ottimizzare Y

Conclusioni

Questo lavoro ha descritto lo studio del processo di smaltatura di confetti da masticare (*chewing gum*) mediante l'applicazione del *Design of Experiments* utile a conoscere quali parametri siano più significativi in ottica di riduzione delle non conformità dei prodotti rugosi. In particolare, questa criticità si presenta al termine di un processo di mix in cui intervengono il regime di aria, le quantità di sciroppo e di aroma oltre alla carica della gomma ancora secca: non era, pertanto, di facile intuizione capire l'influenza dei vari fattori e delle loro interazioni. Per di più, non è stato possibile escludere a priori alcuni fattori stessi a favore di altri, né, al tempo stesso, effettuare un *Full Factorial Design* per motivi di costi e tempi. Questa applicazione ha, così, mostrato che, attraverso un più rapido e snello *Fractional Factorial Design* (Risoluzione IV con 2 repliche), si può garantire ugualmente la costruzione di un modello (la cui equazione si può ricavare dai coefficienti di Tab. 1) in grado di spiegare il fenomeno con un R-Sq accettabile.

In conclusione, da questa applicazione emerge il valore e l'utilità di un approccio strutturato in grado di individuare la "direzione del miglioramento" con una strategia di riduzione delle prove scientificamente bilanciata, da 256 iniziali a 32 effettive: da questo step, infatti, si può ipotizzare non solo di individuare la migliore combinazione in base ai livelli dei fattori considerati, ma anche di esplorare nuove frontiere e nuovi *range* dei fattori risultati più importanti.

Bibliografia

- [1] D.C., Montgomery, *Design and Analysis of Experiments*, Wiley & Sons, 2001.
- [2] T.P., Ryan, *Statistical Methods for Quality Improvement*, Wiley & Sons, 2000.

- [3] G., Belingardi, *Strumenti statistici per la meccanica sperimentale e l'affidabilità*, Levrotto & Bella, 1996.
- [4] G., Arcidiacono, P., Citti, E., Gualtieri, S., Rossi, “Applicazione della metodologia Sei Sigma alla ottimizzazione fluidodinamica dei condotti di aspirazione e scarico di un motore ad elevata potenza specifica”, *Proceedings of the XXXV AIAS*, Ancona, 2006.
- [5] W.J., Kolarik, *Creating Quality: Concepts, Systems, Strategies, and Tools*, McGraw-Hill, International Editions, 1995.