



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI TRENTO
DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA INDUSTRIALE

Relazione

DESIGN AND CONTROL OF PROCESS AND PRODUCT

DOE - Design Of Experiment
**Realizzazione di un esperimento a fattori
multipli a due livelli**

Professor

Prof. Paolo Bosetti

Studente

Francesco Argentieri

ID 183892

Anno Accademico 2016/2017

Indice

1	Introduzione	2
1.1	Materiali e strumenti	3
1.1.1	L'Acqua	3
1.1.2	Moka e Caffè	3
1.1.3	Strumenti di misura	3
1.2	Preparazione	4
1.3	L'esperimento	5
1.3.1	Generazione Design Matrix	5
1.3.2	Esecuzione delle prove	5
2	Esperimento 1	6
2.1	Piano fattoriale completo	6
2.2	Piano fattoriale frazionato	14
3	Esperimento 2	18
3.1	Piano fattoriale completo	18
3.2	Piano fattoriale frazionato	25
4	Conclusione	28

Capitolo 1

Introduzione

Per l'esercizio assegnato si è voluto sperimentare l'effetto di vari parametri spesso oggetto di discussione nella preparazione di un buon caffè attraverso la moka. Per questo si è fatta una ricerca sulle controversie tra cui le materie prime da utilizzare prima fra tutte l'acqua e la miscela di caffè che in questo esperimento sarà sempre la stessa. L'attenzione viene posta poi sulla preparazione analizzando gli aspetti relativi alla quantità di acqua - o "sotto la valvola" o "alla valvola" - sulla quantità di caffè, ovvero filtro riempito o in maniera uniforme o formando la "montagnetta", l'operazione di pressatura o meno della polvere prima della chiusura; infine la fiamma se "alta" oppure "bassa".

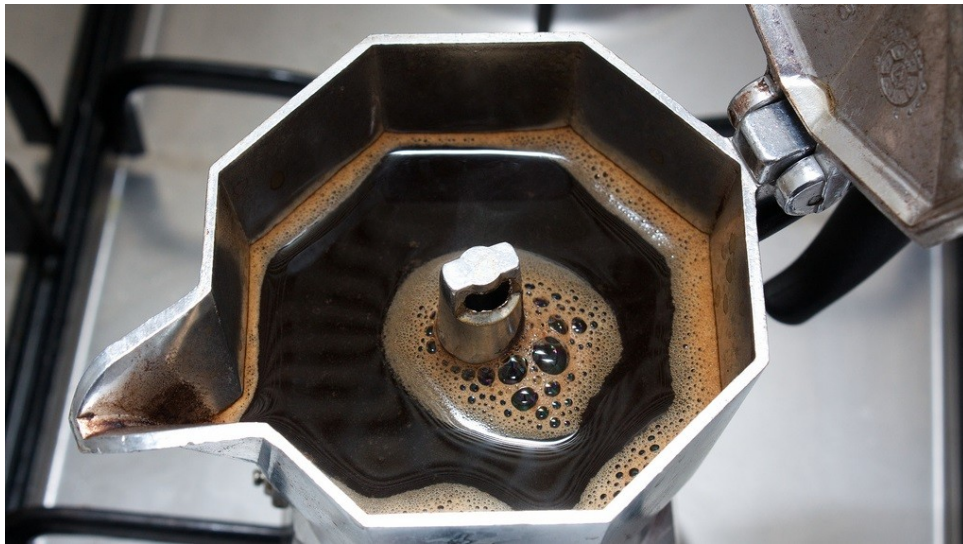


Figura 1.1: Caffè preparato con la moka

1.1 Materiali e strumenti

1.1.1 L'Acqua

L' acqua scelta per la prova, che rappresenta buona parte del contenuto della tazza, è stata selezionata in base alle caratteristiche distinguendo secondo: la durezza e il residuo fisso.

- Levissima (residuo fisso: 80,2 *mg/l*; durezza: 5,8 °F, pH: 7,9)
- San Benedetto (residuo fisso: 268 *mg/l*, durezza: 21 °F, pH: 7,5)

La composizione dell'acqua, il rispettivo contenuto di ossigeno, così come il grado di durezza, le caratteristiche di equilibrio acido-base e il contenuto di minerali variano da sorgente a sorgente, da regione a regione. Questo è anche il motivo per il quale la cremosità del caffè e le caratteristiche di colore, aroma e gusto non sono mai le stesse. In linea di principio vale la seguente regola: l'acqua con un maggior grado di durezza riduce l'aroma, l'acqua più dolce conferisce un gusto amaro. Per conseguire i migliori risultati già in fase di preparazione del caffè occorre che l'acqua non sia né troppo dolce né troppo dura. L'acqua con un valore di durezza superiore neutralizza il leggero grado di acidità del caffè – con conseguente abbassamento del rispettivo grado di sapore. Più è lungo il tempo di contatto tra l'acqua e la polvere di caffè, più questo effetto è percettibile e di conseguenza, il caffè perde aroma e sapore.

1.1.2 Moka e Caffè

Per la prova si è optato per una caffettiera da tre tazze della Bialetti; contemporaneamente si è scelta la miscela di caffè Lavazza qualità “Rossa” di cui si riportano, dal sito del produttore, le caratteristiche:

- Tostatura media: i cicli di tostatura di media lunghezza risaltano la fragranza e la dolcezza, soprattutto per le miscele di Arabica.
- Intesità: 5 – caffè equilibrato e ricco di sapori.

1.1.3 Strumenti di misura

Si è utilizzata una bilancia elettronica da cucina per misurare la massa di acqua e caffè durante la preparazione. Per misurare i tempi di fuoriscita del caffè si è fatto uso di un iPhone tramite l'applicazione del cronometro; le caratteristiche sono riportate di seguito:

- Bilancia elettronica da cucina “Krups” (portata max: 2000 [g], 0 - 1000: $d = 2[g]$, 1000-2000: $d = 5[g]$)
- iPhone 5 (iOS 10.3.3)

1.2 Preparazione

Per ognuno dei fattori si sono scelti due livelli:

- Livello dell’acqua: si associano due livelli quantitativi 130[g] e 160[g] di acqua che corrispondono ad una altezza d’acqua rispettivamente inferiore alla valvola e all’altezza della valvola.
- Tipo di acqua: si associa un fattore di qualità d’acqua per quanto riguardano le loro caratteristiche intrinseche;
- Quantità di caffè: si associa un fattore quantitativo espresso in peso, anche qui si è scelto di valutare una quantità di caffè che riempie il filtro in maniera omogenea pari a 18[g] ed un livello superiore dove si va a formare la “montagnetta” fissata ad un peso di 22 [g].
- Pressatura: è intesa come fattore qualitativo in quanto condizione del caffè all’interno del filtro prima della chiusura della parte superiore.
- Fiamma: fattore qualitativo che presenta due stati la posizione della manopola in posizione di alta e bassa rispettivamente.

In tabella 1.1 si riportano in forma sintetica i valori e i livelli dei fattori prima descritti associando ad essi gli identificativi convenzionali.

Tabella 1.1: Fattori e livelli

	Quantità di acqua [g]	Tipo acqua	Quantità di caffè [g]	Pressatura	Fiamma
	A	B	C	D	E
+	160	San Benedetto	24	Si	Alta
-	130	Levissima	18	No	Bassa

1.3 L'esperimento

1.3.1 Generazione Design Matrix

Si è realizzata una funzione per generare la design matrix e salvarla su un file per poi completarla successivamente una volta eseguite le prove. Le prove sono state eseguite seguendo il *RunOrder* riportato nella design matrix in quanto sono state eseguite più prove nello stesso giorno.

1.3.2 Esecuzione delle prove

Per ogni prova si è utilizzata la caffettiera da tre tazze della “Bialetti”, posta sulla bilancia, si effettua la tara azzerando la bilancia. Si sceglie la bottiglia d’acqua, secondo il numero della prova, considerando che l’acqua è a temperatura ambiente e si pesa il quantitativo. Si aggiunge il filto e si effettua nuovamente la tara. Si preleva la miscela di caffè dal barattolo, aggiungendo cucchiaini e pesando contemporaneamente fino a raggiungere il peso desiderato. La parte superiore della caffettiera viene avvitata sul corpo caldaia e posizionata sul bruciatore regolando la fiamma nella posizione prescritta e contemporaneamente si avvia il cronometro. Alla fuoriuscita del caffè si arresta la fiamma e il cronometro, quindi si pesa la bevanda fuoriuscita sulla bilancia. Si registrano i risultati nella design matrix.

Capitolo 2

Esperimento 1

2.1 Piano fattoriale completo

Attraverso l'uso di R si è realizzata la matrice degli esperimenti, *Design Matrix*, nella quale si realizzano le combinazioni dei fattori prima descritti e i relativi livelli. Dopo aver realizzato la matrice degli esperimenti come visto in precedenza, sono state realizzate le prove. In quanto si sono realizzate più prove in successione si è preferito eseguire l'esperimento secondo il *RunOrder* generato casualmente, poi sono stati registrati i risultati nel dataframe.

```
> df <- read.table("DesignMatrix-ResultWeight.dat", header = T)
```

Si importa il dataframe e si sostituiscono i valori numerici e le descrizioni con delle *label* codificate da lettere maiuscole per indentificare i fattori e si sostituiscono i valori con i segni “-” e “+” per indentificare i livelli.

```
> df
```

	RunOrder	StdOrder	A	B	C	D	E	Yield
1	21	1	-	-	-	-	-	100
2	30	2	+	-	-	-	-	134
3	31	3	-	+	-	-	-	108
4	16	4	+	+	-	-	-	134
5	25	5	-	-	+	-	-	90
6	27	6	+	-	+	-	-	94
7	6	7	-	+	+	-	-	12
8	7	8	+	+	+	-	-	46
9	29	9	-	-	-	+	-	102
10	13	10	+	-	-	+	-	136

11	17	11 - + - + -	98
12	32	12 + + - + -	125
13	5	13 - - + + -	100
14	2	14 + - + + -	84
15	14	15 - + + + -	88
16	24	16 + + + + -	46
17	18	17 - - - - +	108
18	3	18 + - - - +	132
19	8	19 - + - - +	106
20	26	20 + + - - +	127
21	28	21 - - + - +	100
22	15	22 + - + - +	70
23	23	23 - + + - +	100
24	10	24 + + + - +	74
25	19	25 - - - + +	106
26	9	26 + - - + +	128
27	12	27 - + - + +	108
28	4	28 + + - + +	134
29	22	29 - - + + +	60
30	11	30 + - + + +	106
31	20	31 - + + + +	94
32	1	32 + + + + +	106

Si procede quindi all'analisi del piano fattoriale mediante un modello lineare completo secondo ($Yield \sim A * B * C * D * E$):

```
> df.lm<- lm(Yield ~ A * B * C * D * E, data = df)
> anova(df.lm)
```

Analysis of Variance Table

Response: Yield

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
A	1	1200.5	1200.5		
B	1	648.0	648.0		
C	1	11858.0	11858.0		
D	1	231.1	231.1		
E	1	820.1	820.1		
A:B	1	50.0	50.0		

A:C	1	1682.0	1682.0
B:C	1	544.5	544.5
A:D	1	15.1	15.1
B:D	1	300.1	300.1
C:D	1	378.1	378.1
A:E	1	1.1	1.1
B:E	1	1540.1	1540.1
C:E	1	595.1	595.1
D:E	1	40.5	40.5
A:B:C	1	4.5	4.5
A:B:D	1	231.1	231.1
A:C:D	1	6.1	6.1
B:C:D	1	406.1	406.1
A:B:E	1	10.1	10.1
A:C:E	1	78.1	78.1
B:C:E	1	1326.1	1326.1
A:D:E	1	1404.5	1404.5
B:D:E	1	2.0	2.0
C:D:E	1	162.0	162.0
A:B:C:D	1	325.1	325.1
A:B:C:E	1	78.1	78.1
A:B:D:E	1	18.0	18.0
A:C:D:E	1	1352.0	1352.0
B:C:D:E	1	220.5	220.5
A:B:C:D:E	1	4.5	4.5
Residuals	0	0.0	

Si osserva nella tabella ANOVA il valore dei residui che è pari a zero, dato che il piano non è replicato si applica il metodo di Daniel; dove si esamina il diagramma di probabilità normale per gli effetti calcolati secondo il modello lineare, prima visto ($Yield \sim A * B * C * D * E$), si ricava il vettore degli effetti meno l'intercetta:

```
> effects <- as.vector(df.lm$effects)[2:length(df.lm$effects)]
> qn      <- qqnorm(effects,
+                   datax = T,
+                   ylab = "Effects Quantiles",
+                   main = "Normal probability plot")
> text(qn$x, qn$y, lab = names(df.lm$effects)[2:length(df.lm$effects)], pos = 4)
> qqline(effects, datax = T, col = "dodgerblue")
```

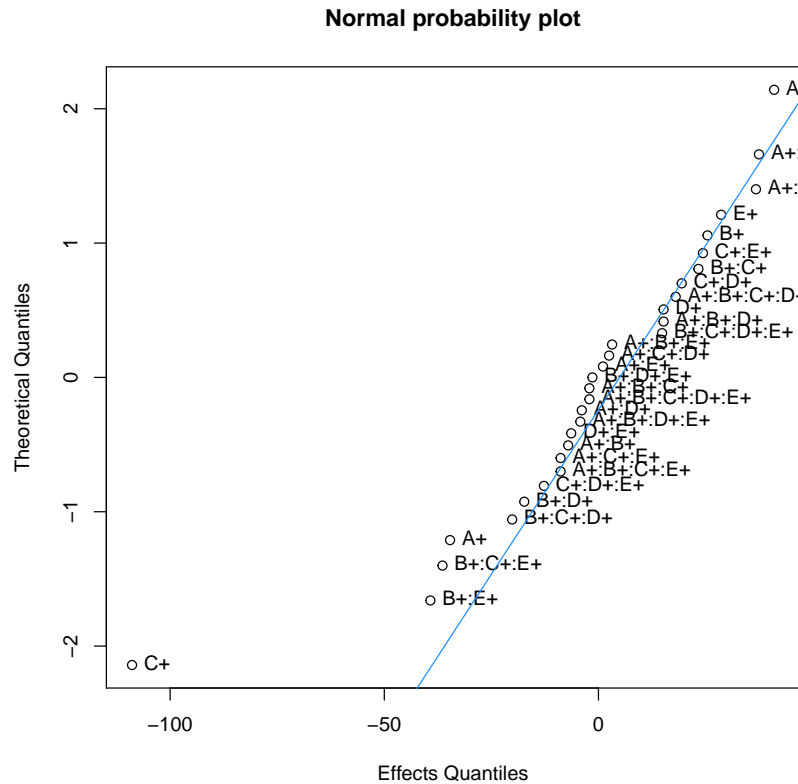


Figura 2.1: Analisi degli effetti secondo il metodo di Daniel

Modifichiamo il modello lineare escludendo gli effetti che non sono significativi, cioè risentono solo dell'errore sperimentale e sono quindi distribuiti lungo la retta normale, visti in figura 2.1. Il nuovo modello lineare assume la relazione ($Yield \sim A * C * D + B * E$), si ricalcola la tabella ANOVA quindi si procede verificando normalità dei residui e assenza di pattern.

```
> df.lm2 <- lm(Yield ~ A * C * D + B * E, data = df)
> anova(df.lm2)
```

Analysis of Variance Table

Response: Yield

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
A	1	1200.5	1200.5	3.5238	0.07445 .
C	1	11858.0	11858.0	34.8070	7.421e-06 ***
D	1	231.1	231.1	0.6784	0.41939
B	1	648.0	648.0	1.9021	0.18236
E	1	820.1	820.1	2.4073	0.13571

A:C	1	1682.0	1682.0	4.9372	0.03741 *
A:D	1	15.1	15.1	0.0444	0.83515
C:D	1	378.1	378.1	1.1099	0.30407
B:E	1	1540.1	1540.1	4.5208	0.04551 *
A:C:D	1	6.1	6.1	0.0180	0.89461
Residuals	21	7154.3	340.7		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Si effettua la verifica dell'adeguatezza del modello:

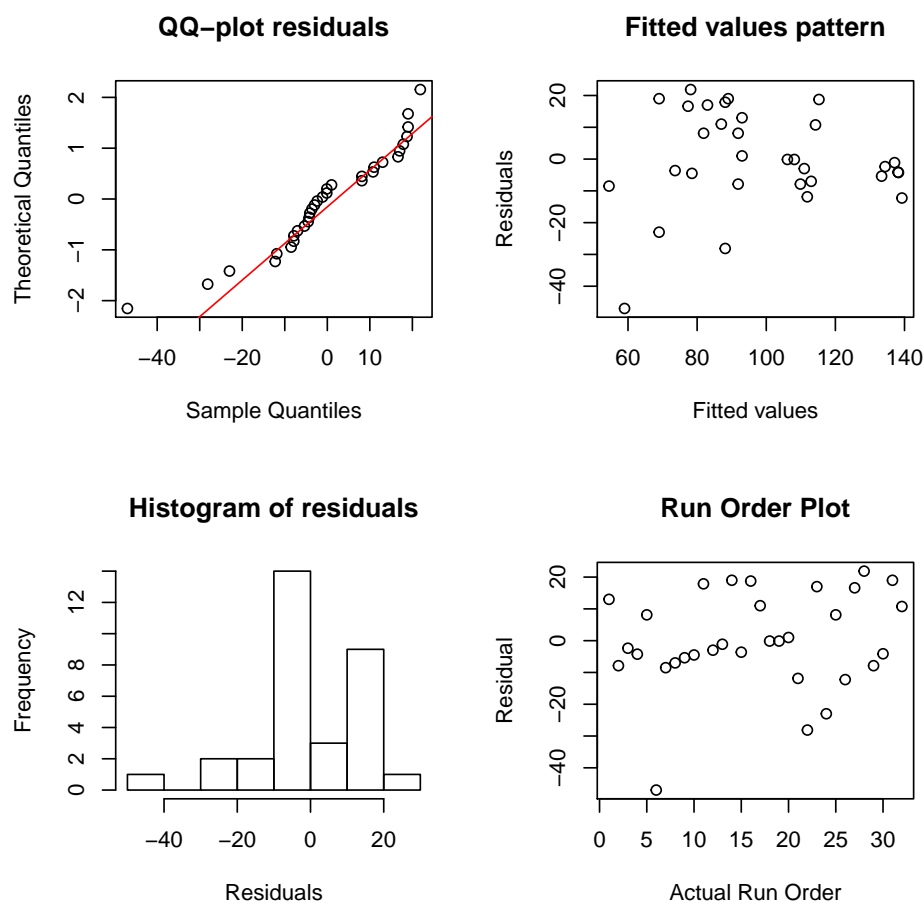


Figura 2.2: Modello lineare ($Yield \sim A * C * D + B * E$), analisi dei residui

In figura 2.2 nessuno dei diagrammi sembra mostrare una tipica distribuzione normale dei residui e il boxplot, in figura 2.3, indica possibili outliers.

Ai fini dell'interpretazione, l'ipotesi nulla è che le varianze sono uguali fra di loro, e che dunque la variabile indipendente: **D**, **A:D**, **C:D**, **A:C:D**; non produca effetti sulla

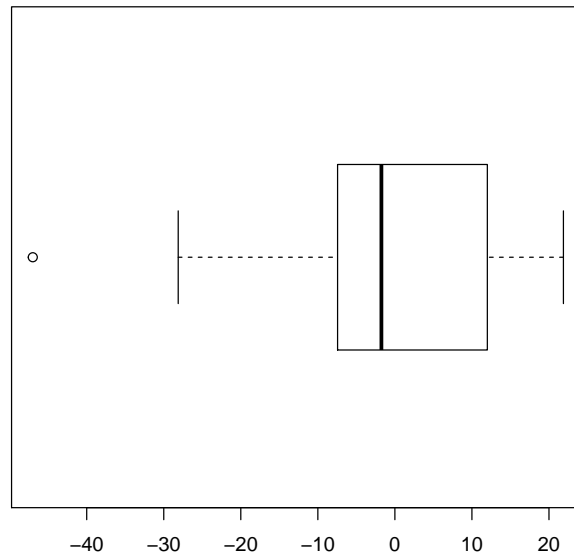


Figura 2.3: Boxplot, analisi dei residui

variabile dipendente. La probabilità che sia vera l'ipotesi nulla è indicata dal valore Pr (p -value). Nel caso analizzato, la relazione non è significativa:

- $D (0,41939) = 41,93\%$;
- $A:D (0,83515) = 83,51\%$;

ed anzi le due variabili sono quasi perfettamente indipendenti, in quanto $Pr = 0,83515$: evidenza l'83,51% di probabilità che sia vera l'ipotesi nulla.

Si assume una relazione ($Yield \sim A * C + B * E$) ricalcolando ANOVA:

```
> df.lm3 <- lm(Yield ~ A * C + B * E, data = df)
> anova(df.lm3)
```

Analysis of Variance Table

Response: Yield

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
A	1	1200.5	1200.5	3.8553	0.06080	.
C	1	11858.0	11858.0	38.0809	1.878e-06	***
B	1	648.0	648.0	2.0810	0.16156	
E	1	820.1	820.1	2.6338	0.11716	

A:C	1	1682.0	1682.0	5.4016	0.02854 *
B:E	1	1540.1	1540.1	4.9460	0.03542 *
Residuals	25	7784.8	311.4		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Si esegue il controllo di adeguatezza del modello:

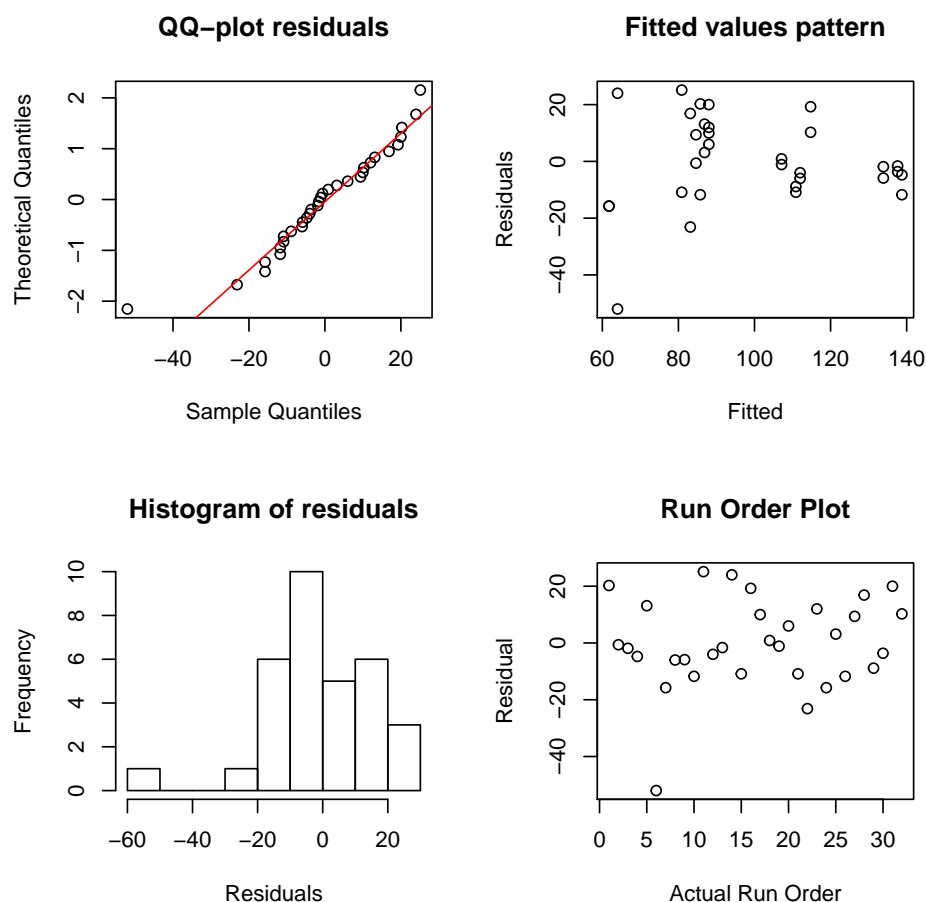
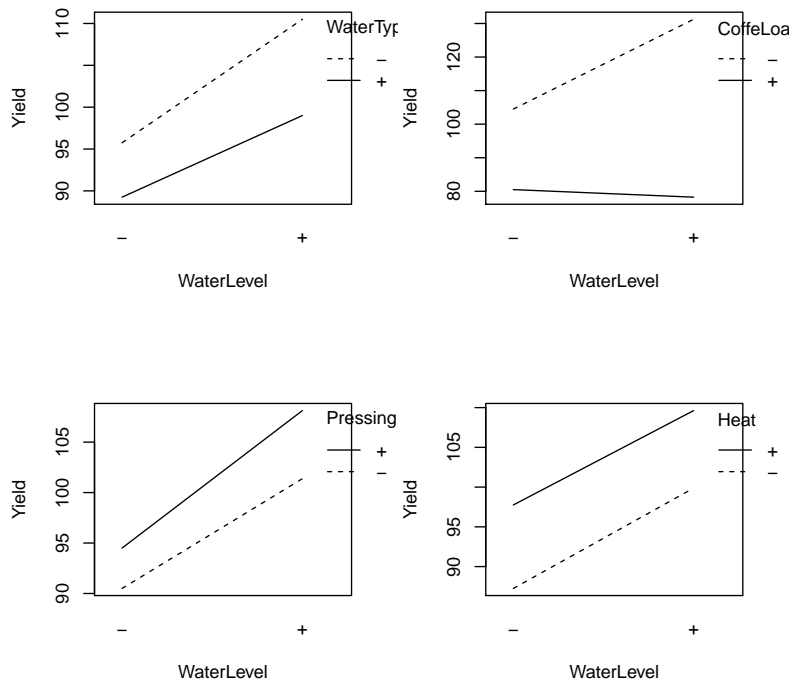


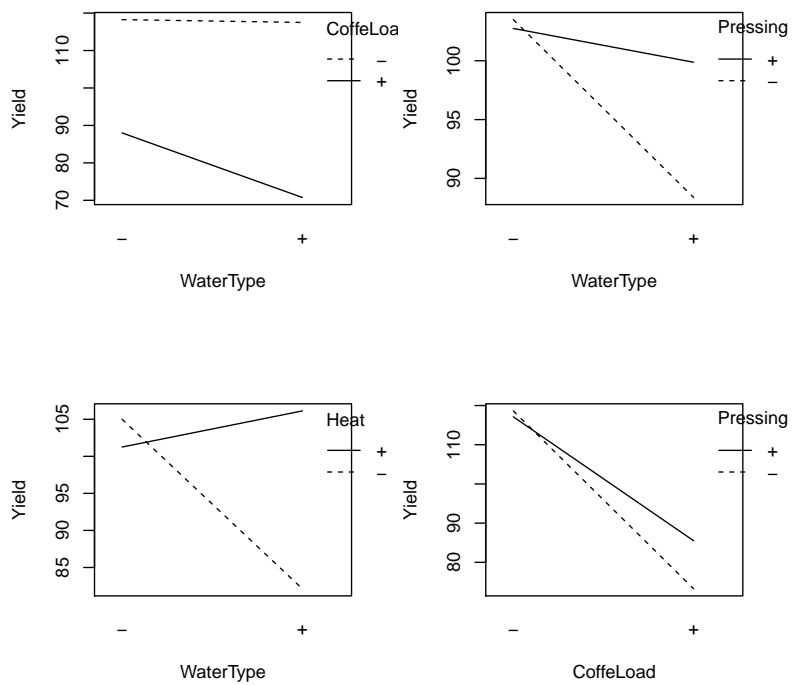
Figura 2.4: modello lineare ($Yield \sim A * C + B * E$), analisi dei residui

L'ultima relazione analizzata mostra una distribuzione normale dei residui e l'istogramma dei residui non indica gravi violazioni delle ipotesi del modello. La sequenza di esecuzione dei residui non indica dipendenze temporali.

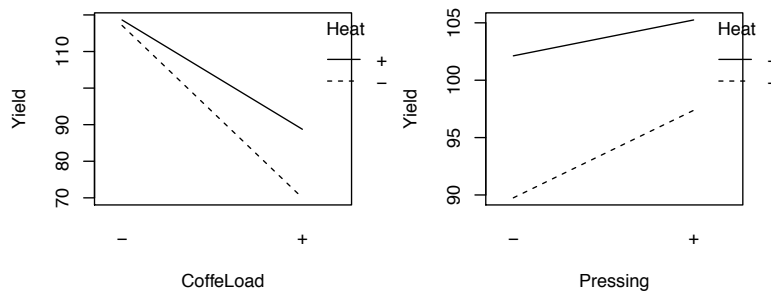
Per avere una visualizzazione migliore di come incidano i fattori sul quantità di caffè fuoriuscita, si utilizzano i grafici di interazione degli effetti, figura 2.4.



(a) *Interazione fattore A vs altri.*



(b) *Interazione fattore B e C vs altri.*



(c) *Interazione fattore C e D vs altri.*

Figura 2.4: Grafici delle interazioni tra fattori.

Dai grafici, di figura 2.4, si osserva:

- L'effetto di A, quantità di acqua (WaterLevel), è elevato, ma presenta scarse interazioni con gli altri fattori.
- L'effetto di B, tipo di acqua (WaterType), è elevato nella maggior parte delle interazioni presentando invece un forte interazione con il fattore D ed E, pressatura (Pressing) e fiamma (Heat) rispettivamente.
- L'effetto dei fattori C e D presentano un'elevata interazione; al contrario dimostrano scarsa interazione ed effetto elevato se confrontati con i fattori E e D.

2.2 Piano fattoriale frazionato

Si può utilizzare un piano frazionato 2^{5-1}_V con una relazione del tipo $\mathbf{I} = \mathbf{ABCDE}$ ponendo poi il fattore \mathbf{E} in funzione degli altri secondo la relazione $\mathbf{E} = \mathbf{ABCD}$. Questo permette di effettuare metà delle prove rispetto alle misurazioni necessarie per un piano fattoriale completo. Si importa la tabella, ottenendo:

```
> (df.ffp <- read.table("ffpWeight.dat", header = T))
```

	A	B	C	D	E	Yield
1	-	-	-	-	+	108
2	+	-	-	-	-	134
3	-	+	-	-	-	108
4	+	+	-	-	+	127
5	-	-	+	-	-	90
6	+	-	+	-	+	70

7	-	+	+	-	+	100
8	+	+	+	-	-	46
9	-	-	-	+	-	102
10	+	-	-	+	+	128
11	-	+	-	+	+	108
12	+	+	-	+	-	125
13	-	-	+	+	+	60
14	+	-	+	+	-	84
15	-	+	+	+	-	88
16	+	+	+	+	+	106

```
> df.ffp.lm <- lm(Yield ~ A * B * C * D * E, data = df.ffp)
```

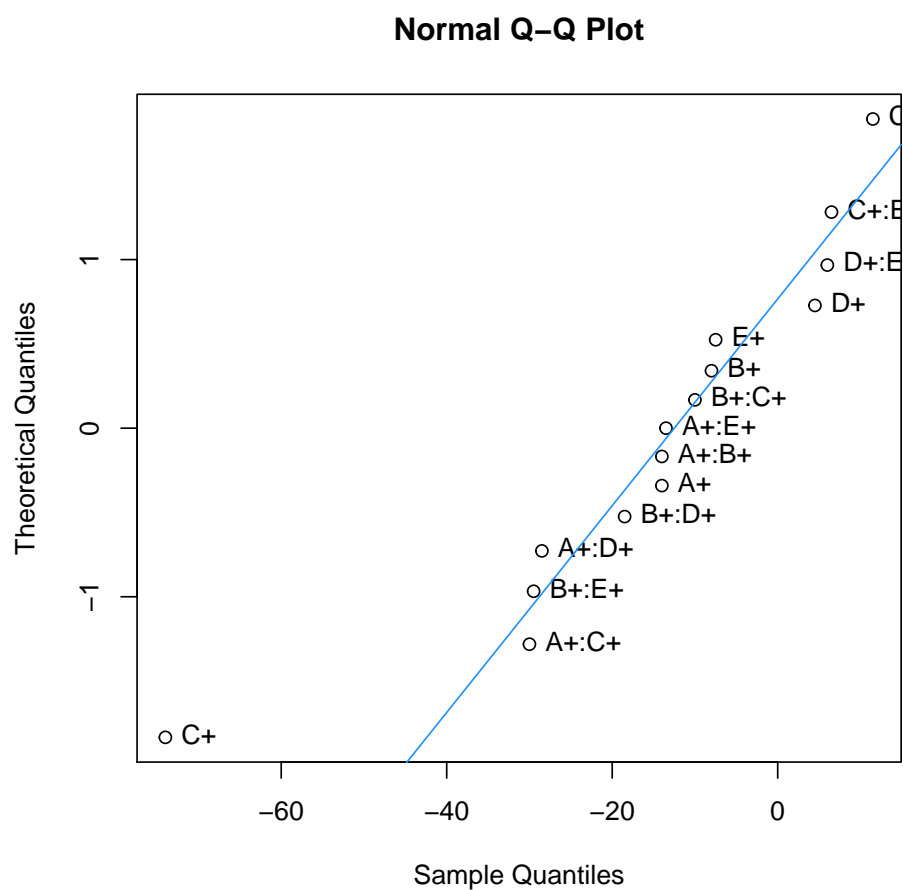


Figura 2.5: Distribuzione normale degli effetti

Anche in questo caso non si hanno repliche e non è possibile eseguire l'analisi ANOVA, quindi si cercano gli effetti più significativi in figura 2.5.


```
> df.ffp.lm2 <- lm(Yield ~ A * C + D, data = df.ffp)
> anova(df.ffp.lm2)
```

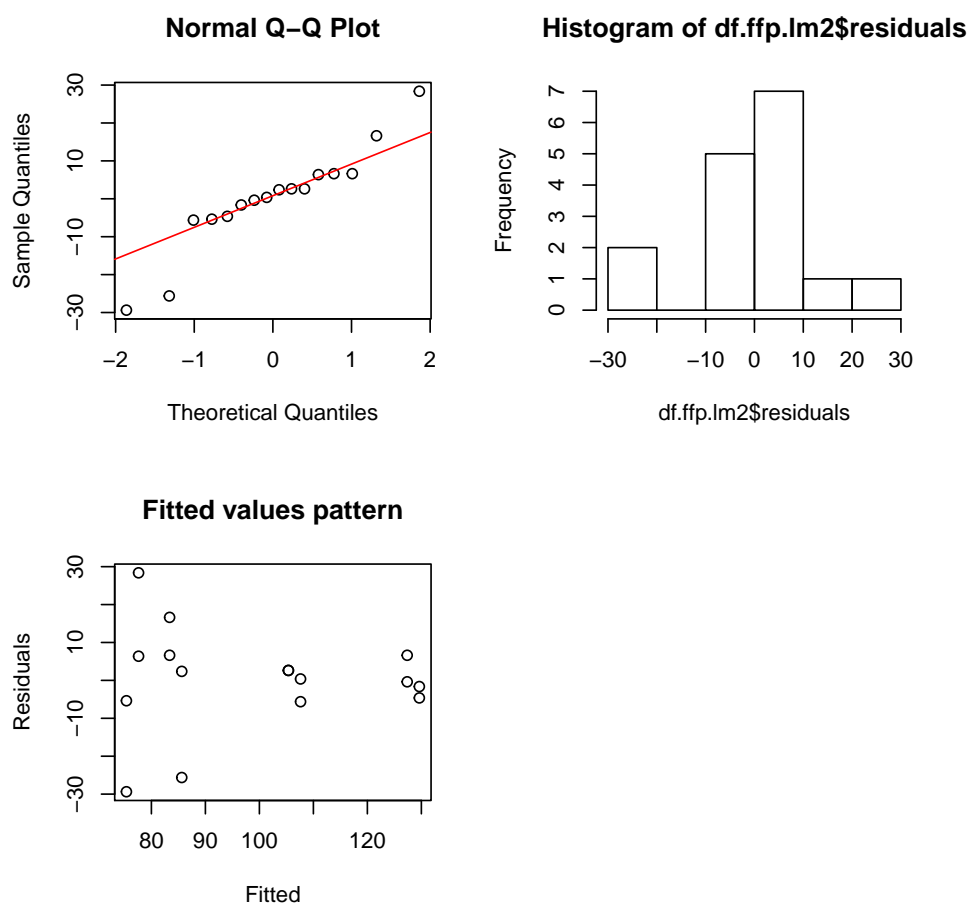
Analysis of Variance Table

Response: Yield

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
A	1	196.0	196.0	0.7608	0.4017075
C	1	5476.0	5476.0	21.2566	0.0007519 ***
D	1	20.3	20.3	0.0786	0.7843980
A:C	1	900.0	900.0	3.4936	0.0884453 .
Residuals	11	2833.8	257.6		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Si procede all'analisi dell'adeguatezza del modello.



Da cui possiamo osservare un risultato simile a quanto già osservato nell'analisi del piano fattoriale completo, ovvero l'influenza maggiore è data da **C**.

Capitolo 3

Esperimento 2

3.1 Piano fattoriale completo

In questa parte dell'esperimento si registra nella design matrix i valori del tempo assunti come resa del processo, si è inoltre assunto di misurare l'intero processo in modo da ridurre il peso dell'errore nella misura del tempo invece che registrare il solo tempo di estrazione. Una volta terminate le prove si riportano i risultati nel dataframe.

```
> df <- read.table("DesignMatrix-ResultTime.dat", header = T)
```

Nell'importazione del dataframe come fatto in precedenza si codificano i fattori e i livelli con identificativi convenzionali; inoltre si effettua una conversione della risposta "Yield" dal formato [mm:ss] (minuti e secondi) in quantità numerica espressa in secondi [s] tramite la funzione:

```
> df$Yield <- as.numeric(as.period(ms(df$Yield), unit = "sec"))
```

Quindi si verifica il risultato ottenuto:

```
> df
```

	RunOrder	StdOrder	A	B	C	D	E	Yield
1	21	1	-	-	-	-	-	516.55
2	30	2	+	-	-	-	-	645.62
3	31	3	-	+	-	-	-	497.01
4	16	4	+	+	-	-	-	720.77
5	25	5	-	-	+	-	-	984.68
6	27	6	+	-	+	-	-	805.39
7	6	7	-	+	+	-	-	774.96
8	7	8	+	+	+	-	-	990.25

9	29	9 - - - + - 458.40
10	13	10 + - - + - 674.51
11	17	11 - + - + - 710.81
12	32	12 + + - + - 704.60
13	5	13 - - + + - 518.47
14	2	14 + - + + - 847.13
15	14	15 - + + + - 815.17
16	24	16 + + + + - 869.49
17	18	17 - - - - + 276.26
18	3	18 + - - - + 383.46
19	8	19 - + - - + 338.47
20	26	20 + + - - + 423.10
21	28	21 - - + - + 348.49
22	15	22 + - + - + 509.46
23	23	23 - + + - + 384.58
24	10	24 + + + - + 516.19
25	19	25 - - - + + 248.15
26	9	26 + - - + + 390.72
27	12	27 - + - + + 278.69
28	4	28 + + - + + 362.69
29	22	29 - - + + + 424.32
30	11	30 + - + + + 559.04
31	20	31 - + + + + 443.57
32	1	32 + + + + + 578.08

Definendo un modello lineare espresso dalla seguente relazione ($Yield \sim A * B * C * D * E$) si ottiene come osservato per l'esperimento precedente che i residui sono nulli, per l'ipotesi già osservate di piano fattoriale completo e assenza di replicazioni è necessario individuare l'effetto dei fattori, quindi, applicando il metodo di Daniel si osserva il grafico quantile-quantile per il modello lineare completo:

```
> effects <- as.vector(df.lm$effects)[2:length(df.lm$effects)]
> qn      <- qqnorm(effects,
+                   datax = T,
+                   ylab = "Effects Quantiles",
+                   main = "Normal probability plot")
> text(qn$x, qn$y, lab = names(df.lm$effects)[2:length(df.lm$effects)], pos = 4)
> qqline(effects, datax = T, col = "dodgerblue")
```

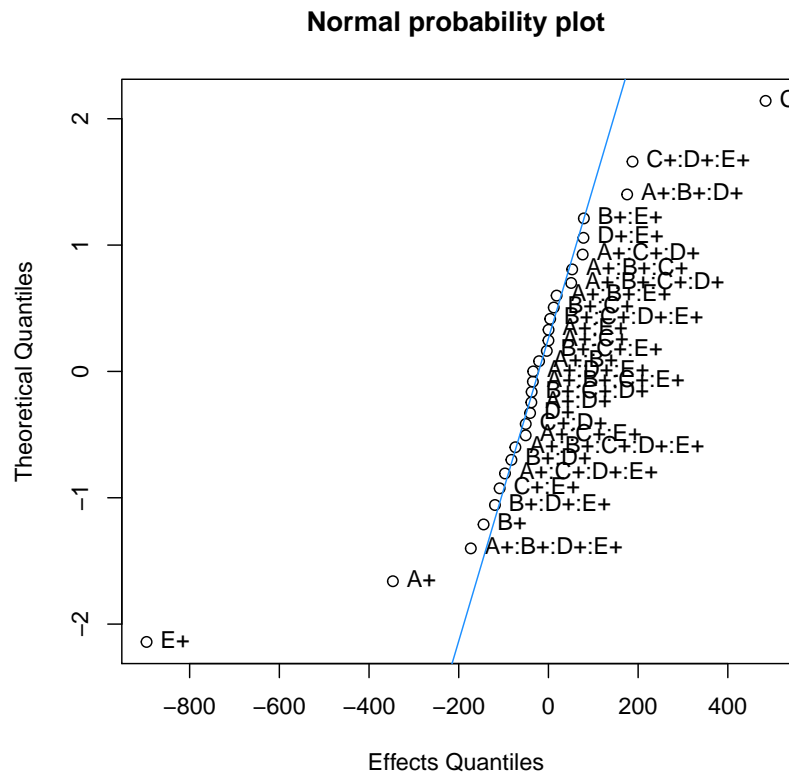


Figura 3.1: Analisi degli effetti secondo il metodo di Daniel

Dalla figura 3.1 osserviamo che gli effetti più significativi, sono quelli che si discostano dalla retta, effettuando una prima scrematura. Il modello viene modificato utilizzando la relazione ($Yield \sim A * B * D + C * E$) quindi si ricava la tabella ANOVA e se ne determina la significatività degli effetti.

```
> df.lm2 <- lm(Yield ~ A * B * D + C * E, data = df)
> anova(df.lm2)
```

Analysis of Variance Table

Response: Yield

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
A	1	120285	120285	19.8731	0.0002174	***
B	1	20899	20899	3.4528	0.0772192	.
D	1	1673	1673	0.2765	0.6045406	
C	1	234520	234520	38.7465	3.564e-06	***
E	1	802816	802816	132.6383	1.548e-10	***
A:B	1	436	436	0.0720	0.7910484	

A:D	1	1450	1450	0.2396	0.6295421
B:D	1	6814	6814	1.1257	0.3007436
C:E	1	11823	11823	1.9533	0.1768242
A:B:D	1	30800	30800	5.0887	0.0348729 *
Residuals	21	127106	6053		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

La validità del modello avviene verificando la normalità dei residui e l'assenza di pattern:

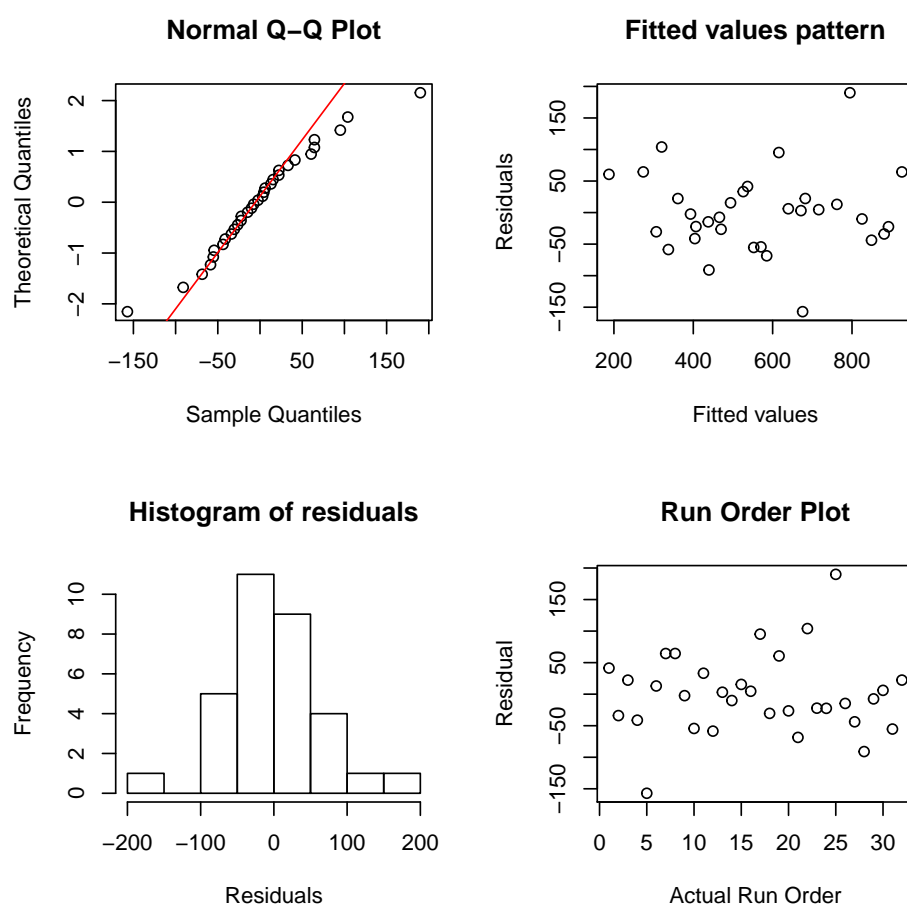


Figura 3.2: modello lineare ($Yield \sim A * B * D + C * E$), analisi dei residui

Si osserva, in figura 3.2, una distribuzione normale nell'istogramma e l'assenza di pattern nel "Fitted value Pattern". Dato un basso valore *p-value* nelle interazioni A:B, A:D, B:D, C:E, si modifica di conseguenza il modello, impostando una relazione in cui non viene considerata la possibilità di interazione tra i fattori, assumendo ($Yield \sim A + C + E$) si ottiene:

```
> df.lm3 <- lm(Yield ~ A + C + E, data = df)
> anova(df.lm3)
```

Analysis of Variance Table

Response: Yield

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
A	1	120285	120285	16.756	0.0003269 ***
C	1	234520	234520	32.669	3.943e-06 ***
E	1	802816	802816	111.834	2.761e-11 ***
Residuals	28	201001	7179		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Si verifica l'adeguatezza del modello:

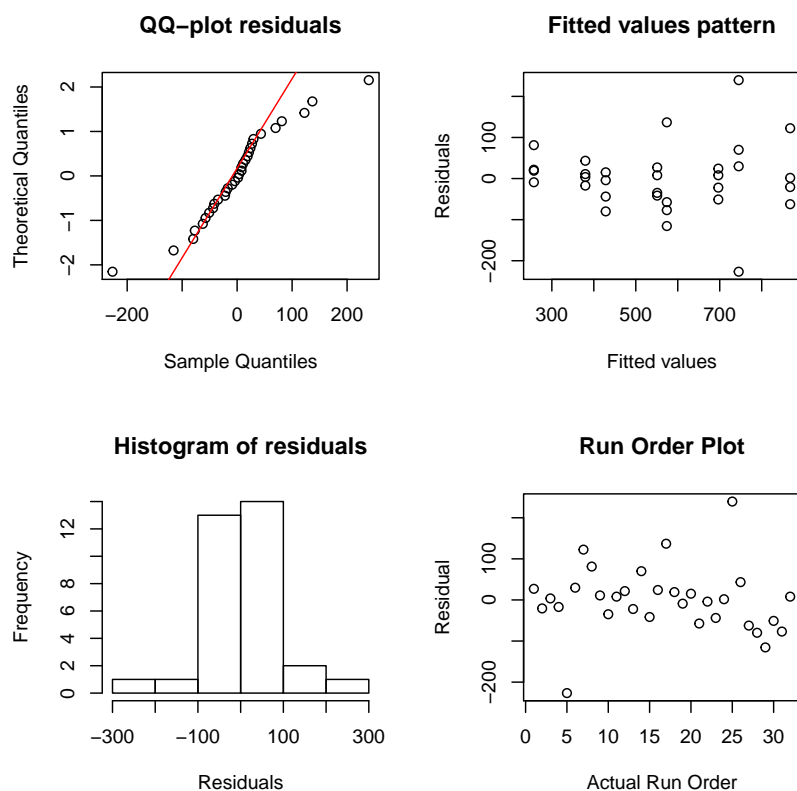
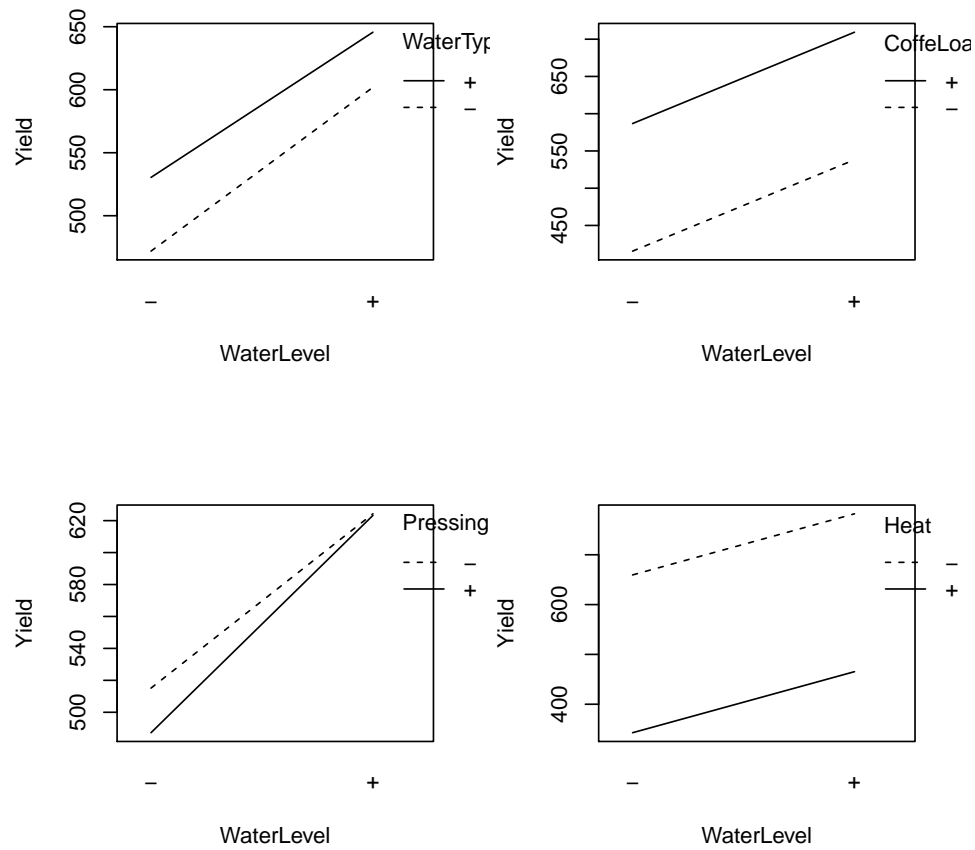


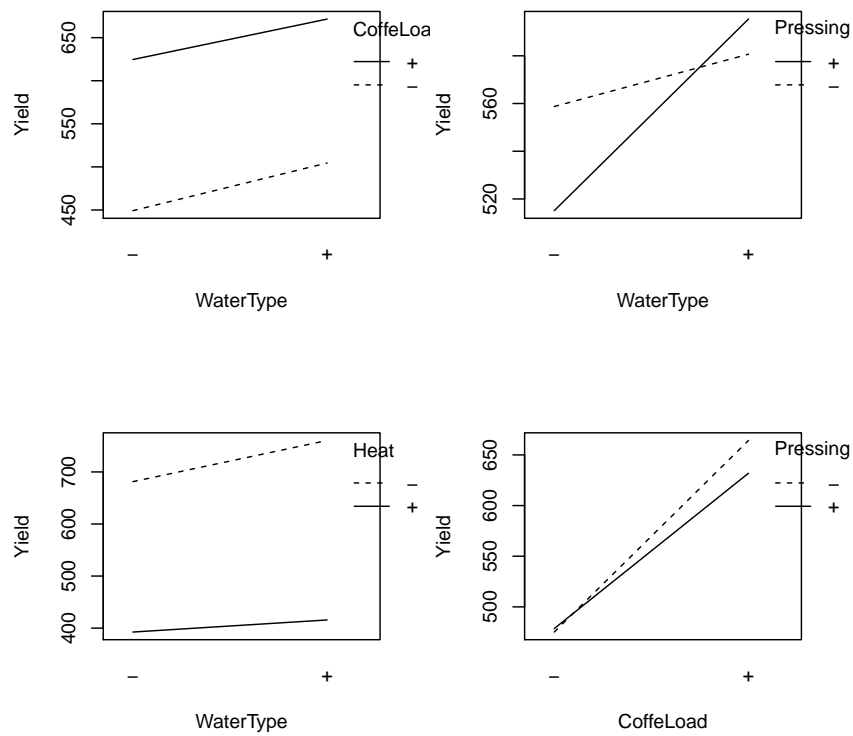
Figura 3.3: modello lineare ($Yield \sim A + C + E$), analisi dei residui

Si nota che il grafico “Fitted value Patterns”, in figura 3.3, mostra un andamento oscillante dei residui, il quale permette di rigettare il nuovo modello, mantenendo quello completo di interazione. Per comprendere meglio la bontà del modello realizzato e verificare le

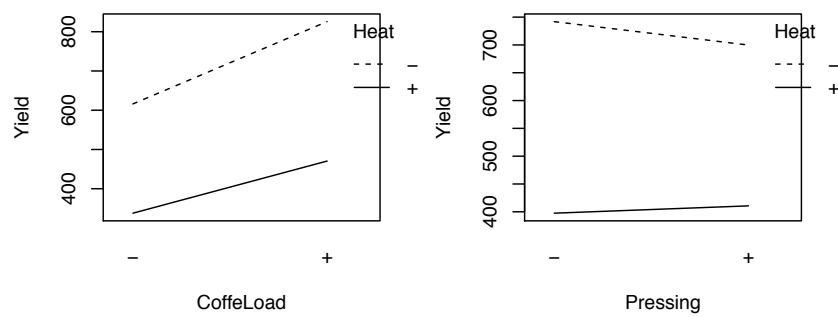
interazioni tra i fattori e come incidano sulla durata dell'estrazione del caffè, si generano i seguenti grafici di interazione.



(a) *Interazione fattore A vs altri.*



(b) *Interazione fattore B e C vs altri.*



(c) *Interazione fattore C e D vs altri.*

Figura 3.3: Grafici delle interazioni tra fattori.

Dai grafici, nelle figure 3.3, derivano le seguenti osservazioni:

- L'effetto di A è elevato, ma presenta scarse interazioni con gli altri fattori; tranne che con il fattore D dove si verifica un'interazione.
- L'effetto di B, è elevato nella maggior parte delle interazioni presentando invece un forte interazione unicamente con il fattore D al contrario di quanto è avveniva nell'esperimento precedente.
- Il fattori C presenta una forte interazione con il fattore D, mentre negli altri casi presenta solo un effetto elevato, così come accadeva in precedenza.

3.2 Piano fattoriale frazionato

Come fatto in precedenza, nella sezione (2.2), si genera un piano frazionato 2_{IV}^{5-1} con le medesime premesse e ottenendo i vantaggi prima evidenziati, si importa la design matrix:

```
> (df.ffp <- read.table("ffpTime.dat", header = T))
```

	A	B	C	D	E	Yield
1	-	-	-	-	+	276.26
2	+	-	-	-	-	645.62
3	-	+	-	-	-	497.01
4	+	+	-	-	+	423.10
5	-	-	+	-	-	984.68
6	+	-	+	-	+	509.46
7	-	+	+	-	+	384.58
8	+	+	+	-	-	990.25
9	-	-	-	+	-	458.40
10	+	-	-	+	+	390.72
11	-	+	-	+	+	278.69
12	+	+	-	+	-	704.60
13	-	-	+	+	+	424.32
14	+	-	+	+	-	847.13
15	-	+	+	+	-	815.17
16	+	+	+	+	+	578.08

```
> df.ffp.lm <- lm(Yield ~ A * B * C * D * E, data = df.ffp)
```

Anche in questo caso non si hanno repliche e non è possibile eseguire l'analisi ANOVA, quindi si cercano gli effetti più significativi in figura 3.4.

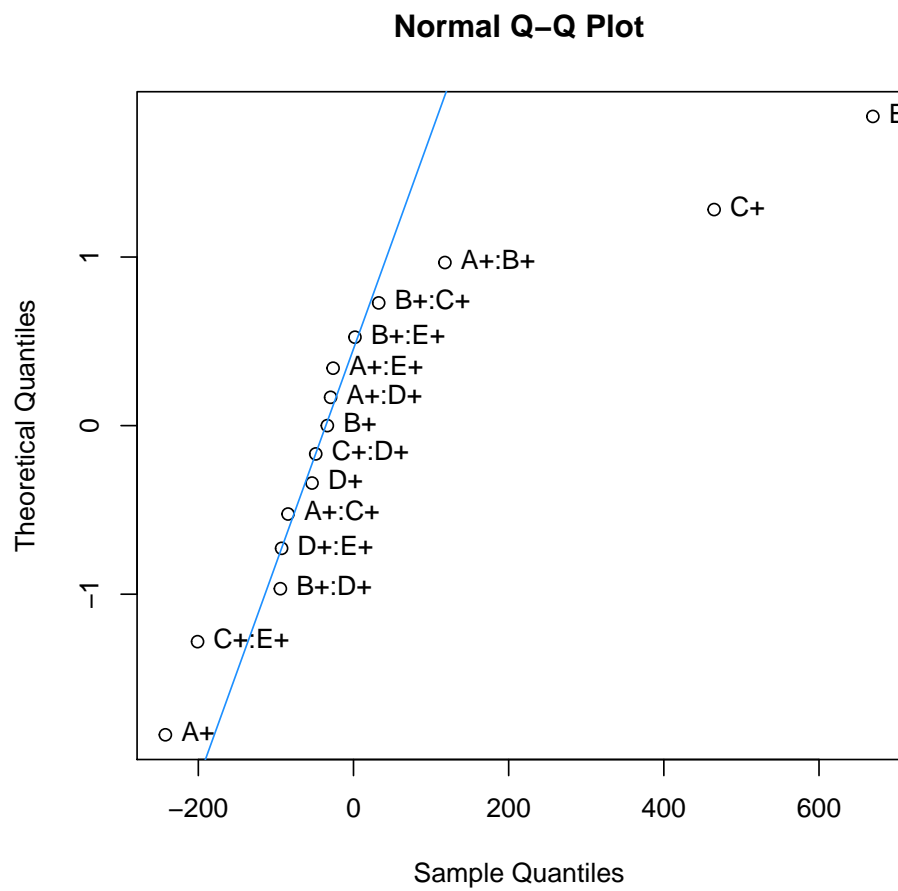


Figura 3.4: Distribuzione normale degli effetti

```
> df.ffp.lm2 <- lm(log(Yield) ~ A + C * E, data = df.ffp)
> anova(df.ffp.lm2)
```

Analysis of Variance Table

Response: log(Yield)

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
A	1	0.27305	0.27305	22.5397	0.000602	***
C	1	0.64000	0.64000	52.8304	1.606e-05	***
E	1	1.40243	1.40243	115.7677	3.541e-07	***
C:E	1	0.01841	0.01841	1.5193	0.243413	
Residuals	11	0.13326	0.01211			

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Si procede all'analisi dell'adeguatezza del modello.

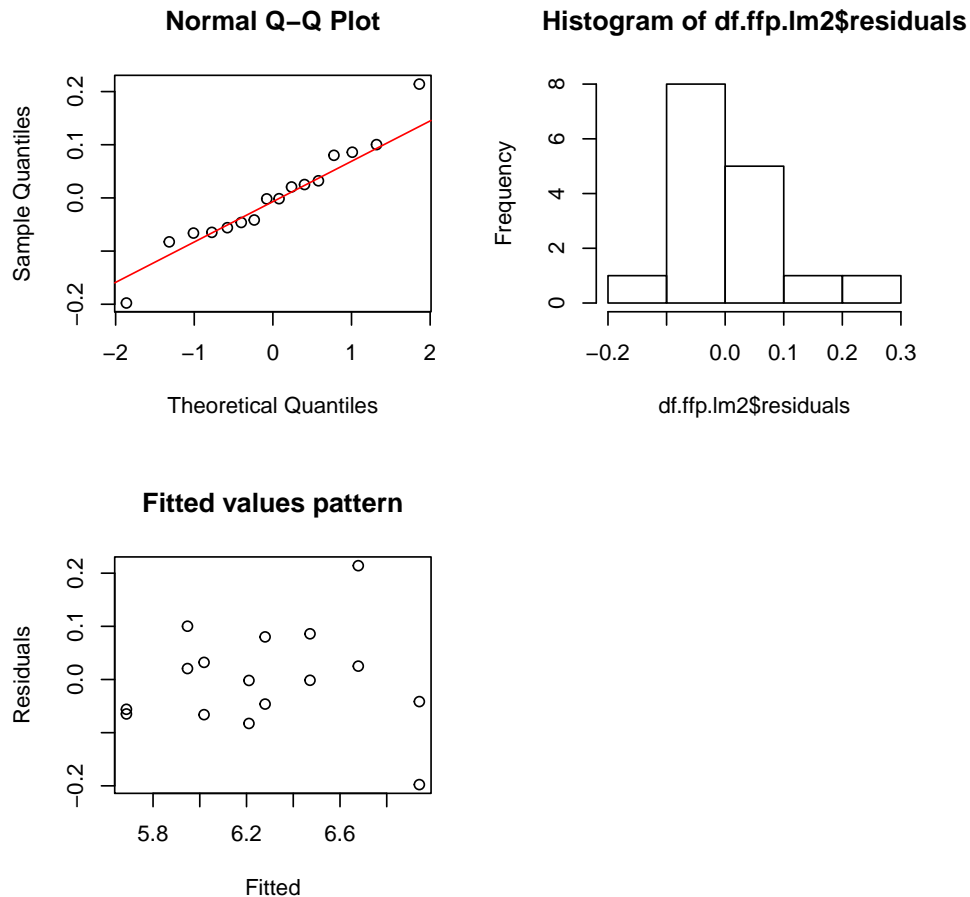


Figura 3.5: Verifica dell'adeguatezza

```
> shapiro.test(df.ffp.lm2$residuals)
```

Shapiro-Wilk normality test

data: df.ffp.lm2\$residuals

W = 0.96404, p-value = 0.7353

Da cui possiamo osservare che i risultati sia dei grafici, figura 3.5, sia del test di Shapiro mostrano la normalità dei residui, con un *p-value*: del 73,53% di commettere un errore di tipo I e la tabella ANOVA mostra che effettivamente i fattori trovati sono significativi. Simile a quanto già osservato nell'analisi del piano fattoriale completo.

Capitolo 4

Conclusione

Entrambi gli esperimenti mostrano dei punti di contatto infatti dai grafici delle iterazioni è possibile osservare che alcune di esse sono in comune, quindi è possibile osservare che per la preparazione di un buon caffè è necessario utilizzare una quantità d'acqua vicino "alla valvola" e da preferire un quantità di caffè tale da non formare la "montagnetta". Inoltre l'operazione di pressatura rende scarsa la resa della bevanda in termini di quantità, specialmente quando la quantità di polvere è elevata, quindi è preferibile evitarla. Si evince che la forza della fiamma ha effetti sul tipo di acqua e questo si ripercuote sulla capacità di passare attraverso il caffè migliorando la resa, al contrario non mostra un effetto significativo sulla durata dell'intero processo.