

# BE 2 - Plan d'Expérience

## Exercice 1

### Question 1

```
silicium <- read.table("silicium.txt", header = TRUE)

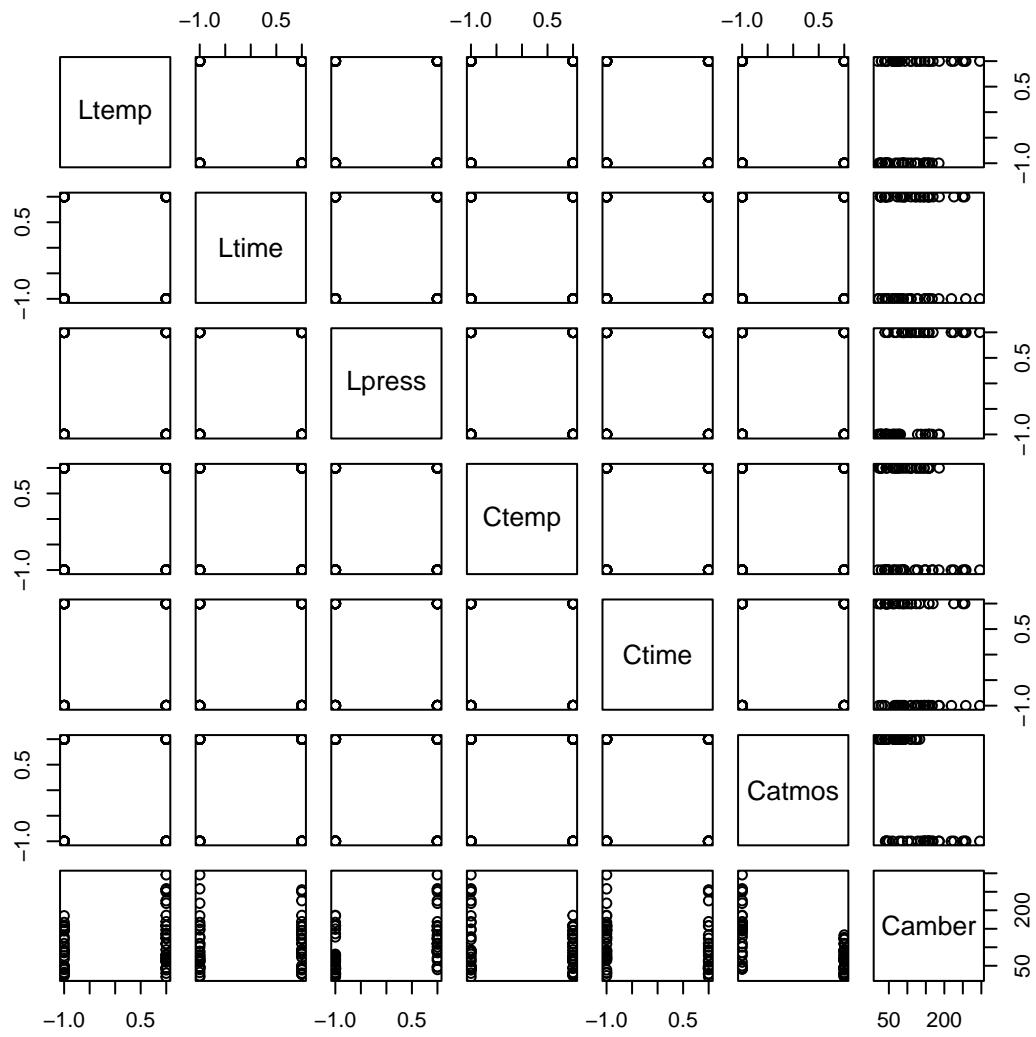
head(silicium)
```

```
##   Ltemp Ltime Lpress Ctemp Ctime Catmos Camber
## 1    -1    -1     -1    -1    -1     -1    167
## 2     1    -1     -1    -1     1      1     62
## 3    -1     1     -1    -1     1     -1     41
## 4     1     1     -1    -1    -1      1     73
## 5    -1    -1      1    -1     1      1     47
## 6     1    -1      1    -1    -1     -1    219
```

```
summary(silicium)
```

```
##       Ltemp          Ltime          Lpress          Ctemp          Ctime          Catmos
##  Min. :-1    Min. :-1    Min. :-1    Min. :-1    Min. :-1    Min. :-1
##  1st Qu.:-1  1st Qu.:-1  1st Qu.:-1  1st Qu.:-1  1st Qu.:-1  1st Qu.:-1
##  Median : 0   Median : 0
##  Mean   : 0   Mean   : 0
##  3rd Qu.: 1   3rd Qu.: 1
##  Max.   : 1   Max.   : 1
##       Camber
##  Min.   : 20.0
##  1st Qu.: 47.0
##  Median : 91.0
##  Mean   :107.0
##  3rd Qu.:150.5
##  Max.   :296.0
```

```
pairs(silicium)
```



```
X <- as.matrix(silicium[,-7])
siliciumtransposee <- t(X) %*% X
siliciumtransposee
```

```
##          Ltemp Ltime Lpress Ctemp Ctime Catmos
## Ltemp     64     0     0     0     0     0
## Ltime      0    64     0     0     0     0
## Lpress      0     0    64     0     0     0
## Ctemp      0     0     0    64     0     0
## Ctime      0     0     0     0   64     0
## Catmos     0     0     0     0     0   64
```

On remarque ici que  $tX.X = 64.In$ . Donc la matrice X est orthogonale. On dispose de 6 variables explicatives, et on peut voir que 64 expériences ont été réalisées. On pourrait donc penser à un Plan factoriel complet  $2^p$  avec  $p = 6$ .

Mais il est dit dans l'énoncé que chaque expérience est répliquée quatre fois, on a donc  $64/4=16$  expériences soit  $2^4$ . Le plan est donc un Plan Factoriel fractionnaire de type  $2^4(6-2)$ .

```
X2 <- as.matrix(silicium[1:16,-7])
X2[,1] * X2[,2] * X2[,3] == X2[,5]

##   1   2   3   4   5   6   7   8   9   10  11  12  13  14  15  16
## TRUE TRUE
X2[,1] * X2[,3] * X2[,4] == X2[,6]

##   1   2   3   4   5   6   7   8   9   10  11  12  13  14  15  16
## TRUE TRUE
```

On retrouve bien  $A.B.C = E$  et  $A.C.D = F$ .

Les effets principaux peuvent être estimés sans confusions, en revanche les effets secondaires ne peuvent pas être estimés sans confusions. Le plan est donc de résolution IV.

## Question 2

```
siliciumLm <- lm(Camber ~ Ltemp + Ltime + Lpress + Ctemp + Ctime + Catmos, data = silicium)
summary(siliciumLm)

##
## Call:
## lm(formula = Camber ~ Ltemp + Ltime + Lpress + Ctemp + Ctime +
##     Catmos, data = silicium)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -67.672 -22.703 -3.875  28.797  81.328
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 107.016    4.793  22.328 < 2e-16 ***
## Ltemp        19.453    4.793   4.059 0.000152 ***
## Ltime         2.891    4.793   0.603 0.548823
## Lpress        28.016    4.793   5.845 2.57e-07 ***
## Ctemp        -7.109    4.793  -1.483 0.143492
## Ctime       -17.234    4.793  -3.596 0.000676 ***
## Catmos       -38.734    4.793  -8.082 5.03e-11 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 38.34 on 57 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.6975, Adjusted R-squared:  0.6657
## F-statistic: 21.91 on 6 and 57 DF,  p-value: 3.566e-13
```

La p-value du modèle est  $3.566e-13 \ll 0.05$ , ce qui signifie que ce modèle est significatif. On remarque aussi que les Variables Ltime et Ctemp ont des p-values  $> 0.05$ . On peut donc envisager de les retirer dans notre modèle.

### Question 3

On sait que l'erreur standard peut s'écrire :

$$\text{StdError}_i = \sqrt{\sigma^2 [(X^T X)^{-1}]_{ii}}$$

avec  $\sigma$  = Residual Standard Error.

On a montré précédemment que  $X^T X = 64 \cdot I$ .

En remplaçant  $\sigma = 38.34$  :

$$\text{StdError}_i = \frac{38.34}{\sqrt{64}} = 4.793$$

Et ce résultat est valable pour toutes les variables.

### Question 4

On peut supprimer les deux variables Ltime et Ctemp d'un coup, il n'est pas nécessaire de faire un algorithme backward car tX.X est diagonale, il n'y a pas de corrélation.

```
siliciumLm_reduit <- lm(Camber ~ Ltemp + Lpress + Ctime + Catmos, data = silicium)

summary(siliciumLm_reduit)

##
## Call:
## lm(formula = Camber ~ Ltemp + Lpress + Ctime + Catmos, data = silicium)
##
## Residuals:
##      Min      1Q      Median      3Q      Max 
## -74.953 -26.547  -4.016   25.844   85.547 
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept) 107.016    4.816   22.222 < 2e-16 ***
## Ltemp        19.453    4.816   4.040  0.000157 ***
## Lpress       28.016    4.816   5.818  2.59e-07 ***
## Ctime        -17.234   4.816  -3.579  0.000698 ***
## Catmos      -38.734   4.816  -8.043  4.62e-11 ***
## ---      
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 38.53 on 59 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.6839, Adjusted R-squared:  0.6625 
## F-statistic: 31.92 on 4 and 59 DF,  p-value: 3.711e-14
```

Les coefficients sont identiques aux coefficients du modèle précédent. Cela est une nouvelle fois cohérent avec le fait qu'il n'y a pas de corrélation entre les différents paramètres.

## Question 5

Les conditions expérimentales qui permettent de minimiser la courbure Camber sont celles où l'on prend la valeur minimale (-1) pour les coefficients positifs et la valeur maximale (+1) pour les coefficients négatifs. Les coefficients étant ceux que l'on peut lire dans la colonne Estimate du Summary.

On peut donc trouver un intervalle de confiance de la manière suivante :

```
frame <- data.frame(Ltemp = -1, Lpress = -1, Ctime = 1, Catmos = 1)
predict(siliciumLm_reduit, frame, interval = "confidence", level = 0.95)
```

```
##           fit      lwr      upr
## 1 3.578125 -17.9689 25.12515
```

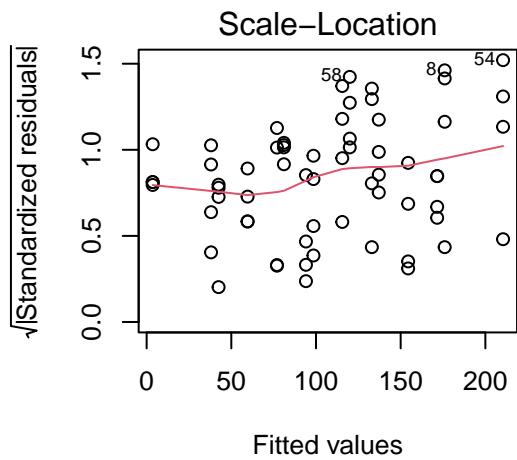
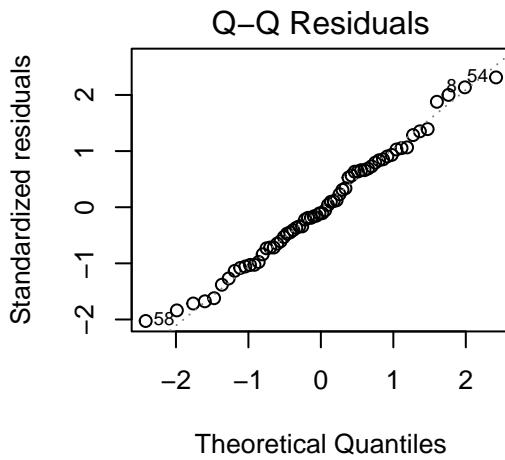
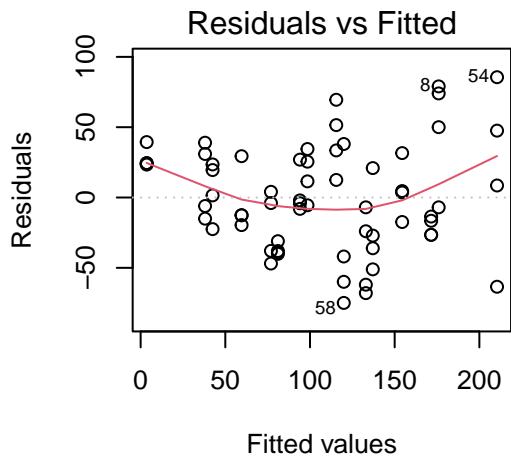
Un intervalle de confiance pour la courbure moyenne en ce point de fonctionnement optimal est donc [-17.9689 , 25.12515]. Or la courbure ne peut pas être négative, donc on prend la valeur absolue de cet intervalle : [0 , 25.12515]

La température de laminage varie entre 55 et 75 °C correspondant dans à une variation entre -1 et 1 dans le modèle. Le coefficient de cette variable est 19,453. Donc une augmentation de 5°C de la température de Laminage entraîne une variation de la courbure de  $2 * 19,453 / 4 = 9,7265$ .

## Question 6

```
par(mfrow = c(2,2))
plot(siliciumLm_reduit)

## hat values (leverages) are all = 0.078125
## and there are no factor predictors; no plot no. 5
```



Sur le graphe Residuals vs Fitted, on observe que les résidus sont centrés sur 0, leur esperance semble bien nulle. En revanche, on observe une légère tendance en forme de U dans la répartition des résidus. Ils ne semblent donc pas réellement uniformément répartis autour de 0.

Sur le Graphe Q–Q residuals, on remarque que les points suivent dans l'ensemble relativement bien la diagonale et sont alignés, à l'exception des extrémités.

Le modèle semble donc acceptable vis-à-vis de ses hypothèses.