

# **MTH8301 : planification 25 novembre 2020**

## **ordre des chapitres à venir**

**7,5 heures**

**chap 15 : plans algorithmiques (10)**

**chap 14 : modèles multiniveaux (**nouveau**) (20)**

**chap 17 : facteurs emboîtés – facteurs croisés (8)**

**chap 10 + chap 18 : facteurs aléatoires – modèles mixtes (30)**

**chap 16 : mesures répétées (42)**

**chap 11 : SplitPlot / parcelles divisées (61)**

**chap 12 : expériences sur ordinateurs (51)**

**220 slides**

# MTH8301 chapitre 15

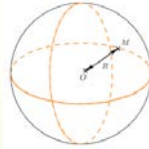
## Plans sur mesure : contraintes ou algorithmiques

jusqu'à maintenant espace expérimental =

**cubique**



**sphérique**

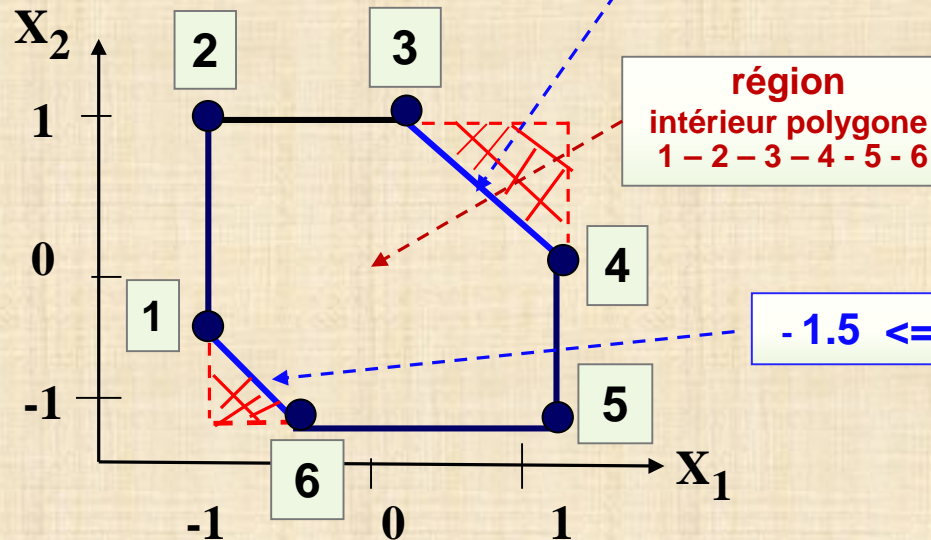


**plans standards :  $2^{k-p}$  CCD Box-Behnken ...**

**cas 1 : contrainte - espace expérimental irrégulier**

**Ex-15.1-contraintes**

$$X_1 + X_2 \leq 1$$

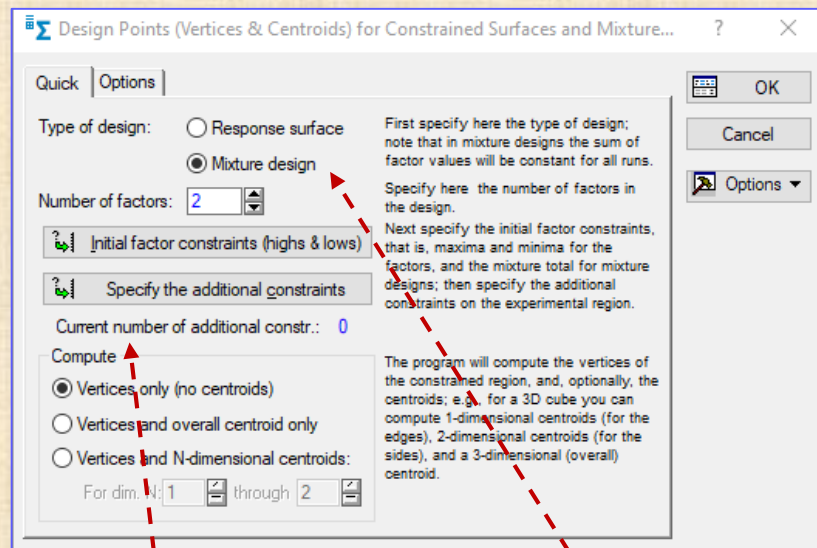
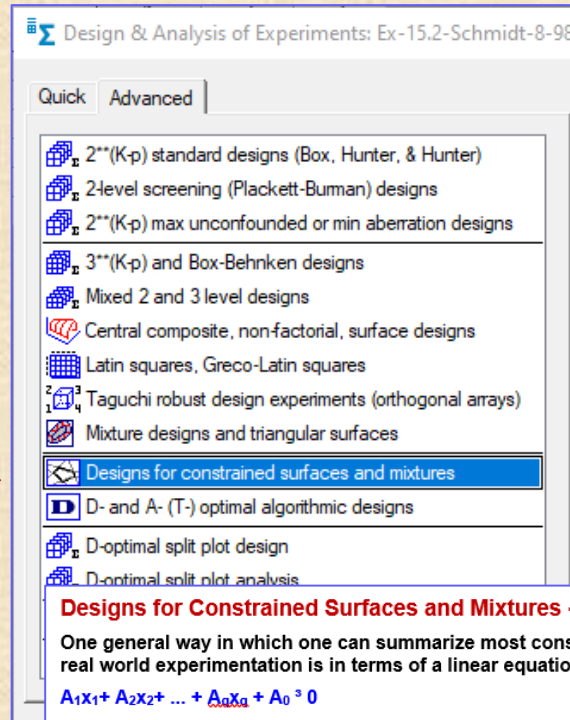


Design & Analysis of Experiments: [No active dataset]

Quick Advanced

- 2<sup>\*\*</sup>(K-p) standard designs (Box, Hunter, & Hunter)
- 2-level screening (Plackett-Burman) designs
- 2<sup>\*\*</sup>(K-p) max unconfounded or min aberration designs
- 3<sup>\*\*</sup>(K-p) and Box-Behnken designs
- Mixed 2 and 3 level designs
- Central composite, non-factorial, surface designs
- Latin squares, Greco-Latin squares
- Taguchi robust design experiments (orthogonal arrays)
- Mixture designs and triangular surfaces
- Designs for constrained surfaces and mixtures
- D- and A- (T-) optimal algorithmic designs
- D-optimal split plot design
- D-optimal split plot analysis
- Experimental Design Builder (beta)
- Full factorial design

# contraintes



## Designs for Constrained Surfaces and Mixtures - Linear Constraints

One general way in which one can summarize most constraints that occur in real world experimentation is in terms of a linear equation (see Piepel, 1988):

$$A_1x_1 + A_2x_2 + \dots + A_qx_q + A_0 = 0$$

Here,  $A_0, \dots, A_q$  are the parameters for the linear constraint on the  $q$  factors, and  $x_1, \dots, x_q$  stands for the factor values (levels) for the  $q$  factors.

This general formula can accommodate even very complex constraints.

For example, suppose that in a two-factor experiment the first factor must always be set at least twice as high as the second, that is,  $x_1 \geq 2x_2$ . This simple constraint can be rewritten as  $x_1 - 2x_2 \geq 0$ . The ratio constraint  $2x_1/x_2 \geq 1$  can be rewritten as  $2x_1 - x_2 \geq 0$ , and so on.

The problem of multiple upper and lower constraints on the component values in mixtures was discussed earlier, in the context of [mixture experiments](#). For example, suppose in a three-component mixture of fruit juices, the upper and lower constraints on the components are (see example 3.2, in Cornell 1990a):

- 40% ≤ Watermelon ( $x_1$ ) ≤ 80%
- 10% ≤ Pineapple ( $x_2$ ) ≤ 50%
- 10% ≤ Orange ( $x_3$ ) ≤ 30%

These constraints can be rewritten as linear constraints into the form:

<b>Watermelon:</b>	$x_1 - 40 \geq 0$
	$-x_1 + 80 \geq 0$
<b>Pineapple:</b>	$x_2 - 10 \geq 0$
	$-x_2 + 50 \geq 0$
<b>Orange:</b>	$x_3 - 10 \geq 0$
	$-x_3 + 30 \geq 0$

choix design

Response ou Mixture designs

types de points

contraintes : formes linéaires

seulement

$$\sum a_i X_i \geq 0$$

grande flexibilité

## Plans avec contraintes

### Ex – 15.1 - contraintes

$$0 \leq X_i \leq 1 \quad (1)$$

$$-1.5 \leq X_1 + X_2 \leq 1 \quad (2)$$

(2) s'écrit (3) et (4)  $-X_1 - X_2 + 1.0 \geq 0 \quad (3)$

$$X_1 + X_2 + 1.5 \geq 0 \quad (4)$$

### liste points candidats

	point	$X_1$	$X_2$
1	1	-1.00	-0.50
2	2	-1.00	1.00
3	3	-0.50	-1.00
4	4	1.00	-1.00
5	5	1.00	0.00
6	6	0.00	1.00

modèle recherché : 2<sup>ième</sup> ordre

contraintes : formes linéaires  
seulement

$$\sum a_i X_i \geq 0$$

(2) s'écrit  $\longrightarrow$  (3) et (4)

# Ex – 15.1 - contraintes

points  
candidats

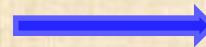


	A	B
1 V	1.00	-1.00
2 V	-1.00	1.00
3 V	1.00	0.00
4 V	0.00	1.00
5 V	-0.50	-1.00
6 V	-1.00	-0.50

points  
ajoutés



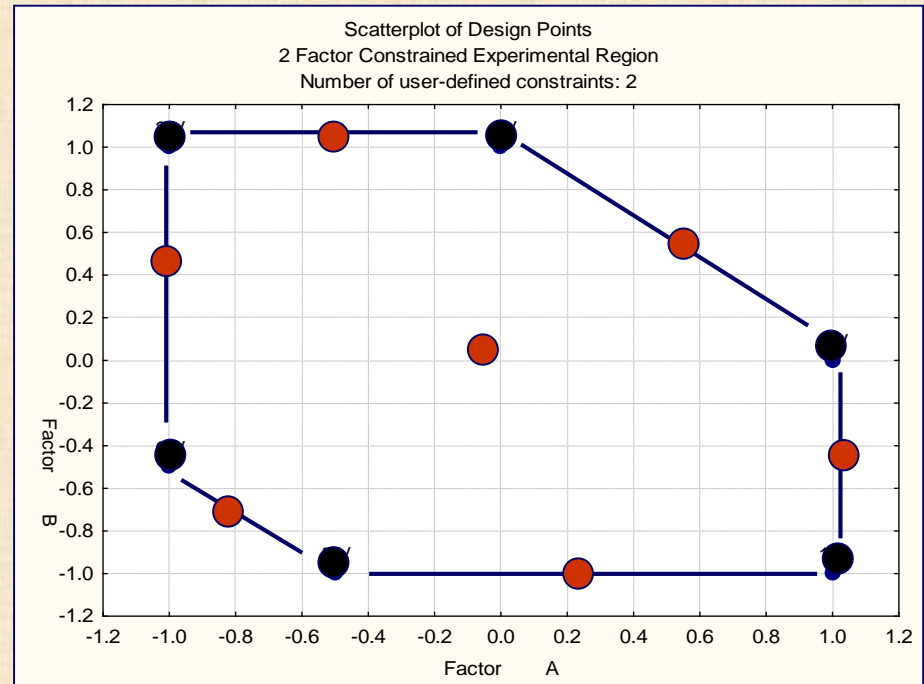
7 C(1)	1.00	-0.50
8 C(1)	-1.00	0.25
9 C(1)	-0.50	1.00
10 C(1)	0.25	-1.00
11 C(1)	0.50	0.50
12 C(1)	-0.75	-0.75
13 C(2)	-0.08	-0.08



Design & Analysis of Experiments: Ex-15.2-Schmidt-8-98

Quick Advanced

- 2\*\*(K-p) standard designs (Box, Hunter, & Hunter)
- 2-level screening (Plackett-Burman) designs
- 2\*\*(K-p) max unconfounded or min aberration designs
- 3\*\*(K-p) and Box-Behnken designs
- Mixed 2 and 3 level designs
- Central composite, non-factorial, surface designs
- Latin squares, Greco-Latin squares
- Taguchi robust design experiments (orthogonal arrays)
- Mixture designs and triangular surfaces
- Designs for constrained surfaces and mixtures**
- D- and A- (T-) optimal algorithmic designs
- D-optimal split plot design
- D-optimal split plot analysis
- Experimental Design Builder (beta)
- Full factorial design



## Plans sur mesure : algorithmiques

**cas 2** : modèle non standards

designs standards : orientés pour l'ajustement  
des modèles polynomiaux ordre 1 ou ordre 2

**si le modèle est autre** : par exemple

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_{12} X_1 X_2 + \beta_{11} X_1^2 + \beta_{22} X_2^2 \\ + \beta_{112} X_1^2 X_2 + \beta_{122} X_1 X_2^2 + \varepsilon$$

**cas 3** : réduction du nombre d'essais

**exemple** : 4 variables - modèle polynomial d'ordre 2

solution classique : CCD exige 28 à 30 essais

mais le polynôme a 15 coefficients

si coût / durée essais est un facteur important

**question** : comment faire un plan avec moins de 28 essais?

**réponse** : oui - petit CCD de 20 essais

- design hybride de 16 essais

**cas 4** : essais additionnels - réparer / compléter / ajouter  
nouveaux essais à une série existante

# Plans sur mesure : D et A optimal

Design & Analysis of Experiments: Ex-15.2-Schmidt-8-9

Quick | Advanced

- 2\*\*(K-p) standard designs (Box, Hunter, & Hunter)
- 2-level screening (Plackett-Burman) designs
- 2\*\*(K-p) max unconfounded or min aberration designs
- 3\*\*(K-p) and Box-Behnken designs
- Mixed 2 and 3 level designs
- Central composite, non-factorial, surface designs
- Latin squares, Greco-Latin squares
- Taguchi robust design experiments (orthogonal arrays)
- Mixture designs and triangular surfaces
- Designs for constrained surfaces and mixtures
- D- and A- (T-) optimal algorithmic designs**
- D-optimal split plot design
- D-optimal split plot analysis
- Experimental Design Builder (beta)
- Full factorial design

D- and A-Optimal Designs: Ex-15.2-Schmidt-8-98 (80 essais) in 2019-MTH8302-chap15-... ? X

Candidate points | Model | Optimization methods | Options

Variables: none

Display and modify candidate points

Add N points: N: 0

First select the vars that contain the candidate points (from which to construct the design); you can add and change points, or 'force' points into the final design (e.g., in order to 'repair' an existing experiment) via the Display and modify option.

OK

Cancel

Options

SELECT CASES

# PLANS SUR MESURE : méthodologie

1

- SPÉCIFIER**
- modèle
  - région d'intérêt
  - nombre d'essais
  - critère d'optimisation / méthode solution
  - liste points candidats essais

2

## OPTIMISER : critères D – A – G – V

**D-optimal** : minimiser  $| (X'X)^{-1} |$   $| A | =$  déterminant A

- minimise volume région confiance coefficients
- précision maximale des coefficients du modèle

**A-optimal** : minimiser variance coefficients régression

- minimise somme éléments diagonale principale  $(X'X)^{-1}$
- minimise trace de  $(X'X)^{-1}$

**G-optimal** : minimise variance prédiction Y espace

$$\min \max N * \text{Var}(Y(x)) / \sigma^2 \quad N = \# \text{ points}$$

**V-optimal** : minimise variance Y - liste points choisis

3

**SOLUTIONNER** algorithmes  
Dykstra / Wynn-Mitchell / Detmax / Federov



**Plan initial :  $2^4 5^1$  : 80 essais**  
**facteurs A B C D à 2 modalités**  
**facteur E à 5 modalités**

id	A	B	C	D	E
1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	2
3	1	1	1	1	3
4	1	1	1	1	4
5	1	1	1	1	5
.	.	.	.	.	.
78	2	2	2	2	3
79	2	2	2	2	4
80	2	2	2	2	5

## Ex – 15.2 – réduction des essais

id	Predictn Variance	A	B	C	D	E
1	0,593750	1	1	1	1	1
6	0,500000	1	1	1	2	1
10	0,593750	1	1	1	2	5
11	0,500000	1	1	2	1	1
15	0,593750	1	1	2	1	5
16	0,718750	1	1	2	2	1
20	0,500000	1	1	2	2	5
21	0,500000	1	2	1	1	1
25	0,718750	1	2	1	1	5
26	0,593750	1	2	1	2	1
30	0,500000	1	2	1	2	5
31	0,593750	1	2	2	1	1
35	0,500000	1	2	2	1	5
40	0,593750	1	2	2	2	5
41	0,500000	2	1	1	1	1
45	0,718750	2	1	1	1	5
46	0,593750	2	1	1	2	1
50	0,500000	2	1	1	2	5
51	0,593750	2	1	2	1	1
55	0,500000	2	1	2	1	5
60	0,593750	2	1	2	2	5
61	0,593750	2	2	1	1	1
66	0,500000	2	2	1	2	1
70	0,593750	2	2	1	2	5
71	0,500000	2	2	2	1	1
75	0,593750	2	2	2	1	5
76	0,718750	2	2	2	2	1
80	0,500000	2	2	2	2	5

**Objectif: plan =? avec moins d'essais**

### Modèle

- |                          |               |
|--------------------------|---------------|
| - effets principaux      | <u>nombre</u> |
| A B C D                  | 4             |
| - effets principaux de E | 4             |
| - effets d'interaction   |               |
| A B C D                  | 6             |
| E avec A B C D           | 4             |
| <b>total</b>             | <b>18</b>     |
| - on veut 28 essais      |               |

## Ex – 15.2 – réduction des essais

**Plan initial :  $2^4 5^1$  : 80 essais**  
**facteurs A B C D à 2 modalités**  
**facteur E à 5 modalités**

Measure	Summary of Efficiency Measures 5 factors; 28 runs; D-optimal Model incl.: linear effects/interacts	
	Final Design	All Candidates
Number of runs	<b>28</b>	<b>80</b>
Determinant	<b>75558E18</b>	<b>87961E24</b>
Log(e) of det.	<b>52,67919</b>	<b>66,64669</b>
Trace	<b>,625</b>	<b>,2625</b>
Log(e) of trace	<b>-,470004</b>	<b>-1,3375</b>
D-efficiency (%)	<b>96,10245</b>	<b>80,52452</b>
A-efficiency (%)	<b>91,42857</b>	<b>76,19048</b>
Max pred. var.	<b>1,</b>	<b>,2625</b>
G-efficiency (%)	<b>75,59289</b>	<b>87,28716</b>