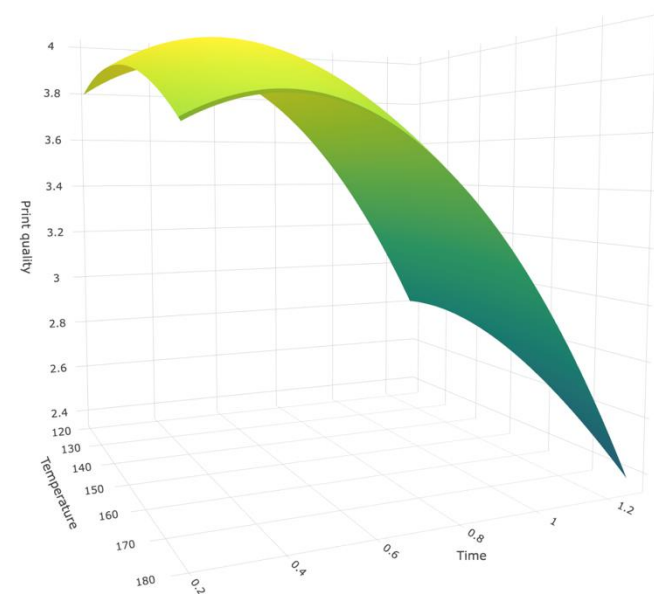
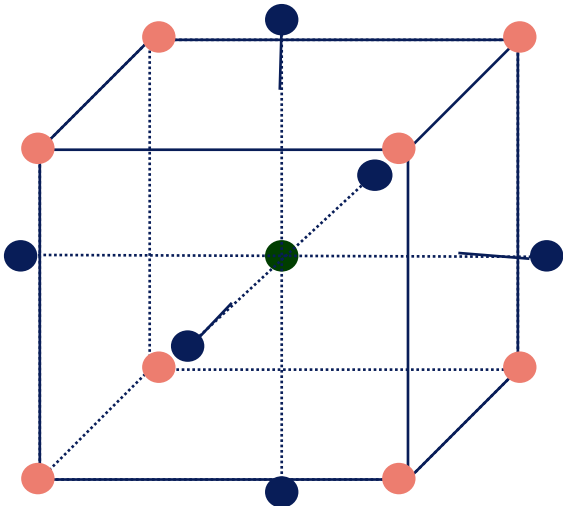
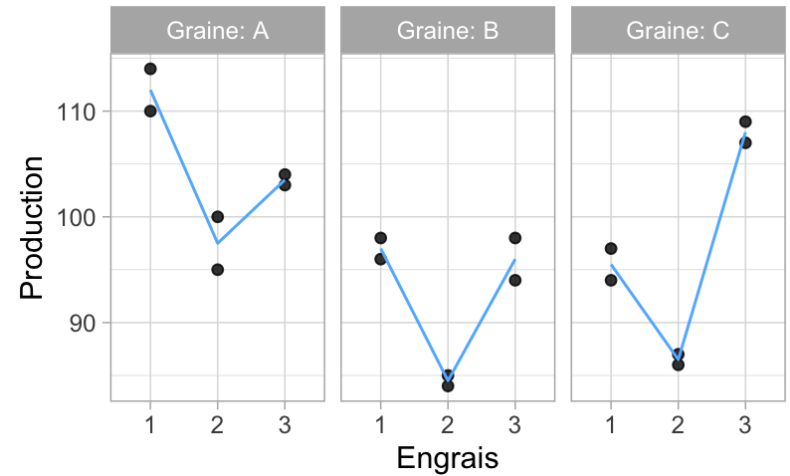
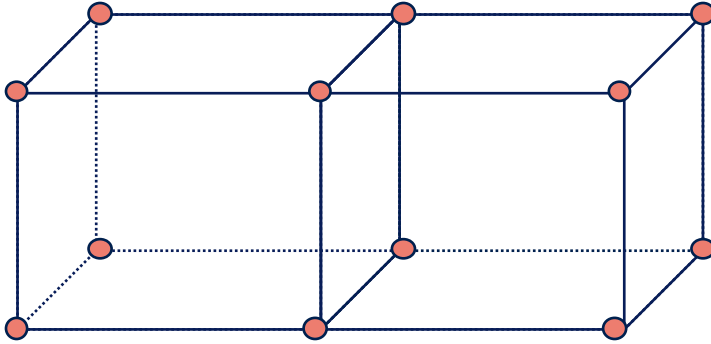


Plans d'expérience multi-facteurs



Objectifs/plan du chapitre

Objectifs du chapitre

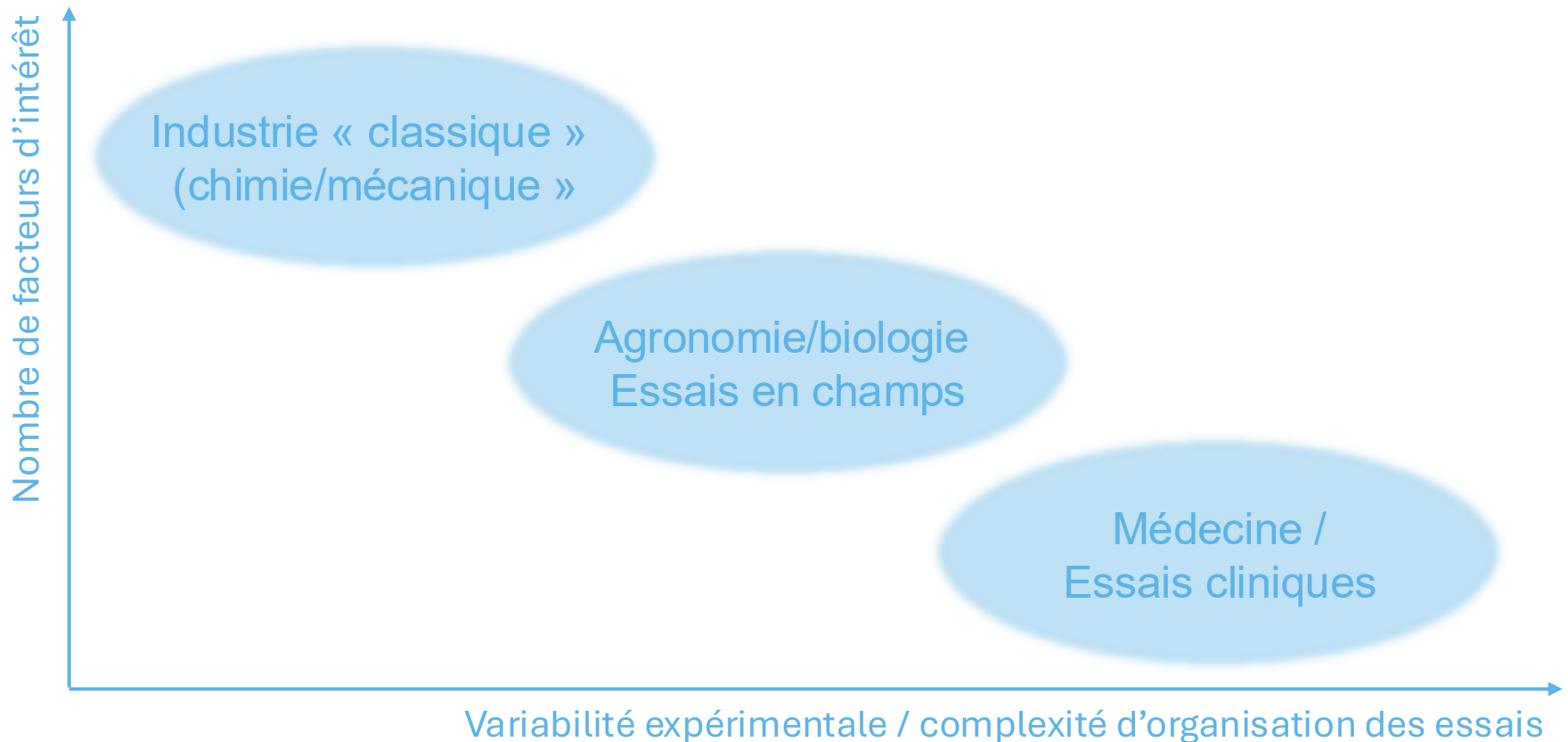
- Présenter des plans d'expérience pour le traitement de problèmes **multi-facteurs** avec applications industrielles/labo.
- Rester dans un cadre de **facteurs fixes** étudiés dans un milieu expérimental stable avec des **unités expérimentales semblables et indépendantes**.
- Ce cours $\simeq$ résumé/condensé du cours LSTAT2320 (Plans d'expérience)

Plan

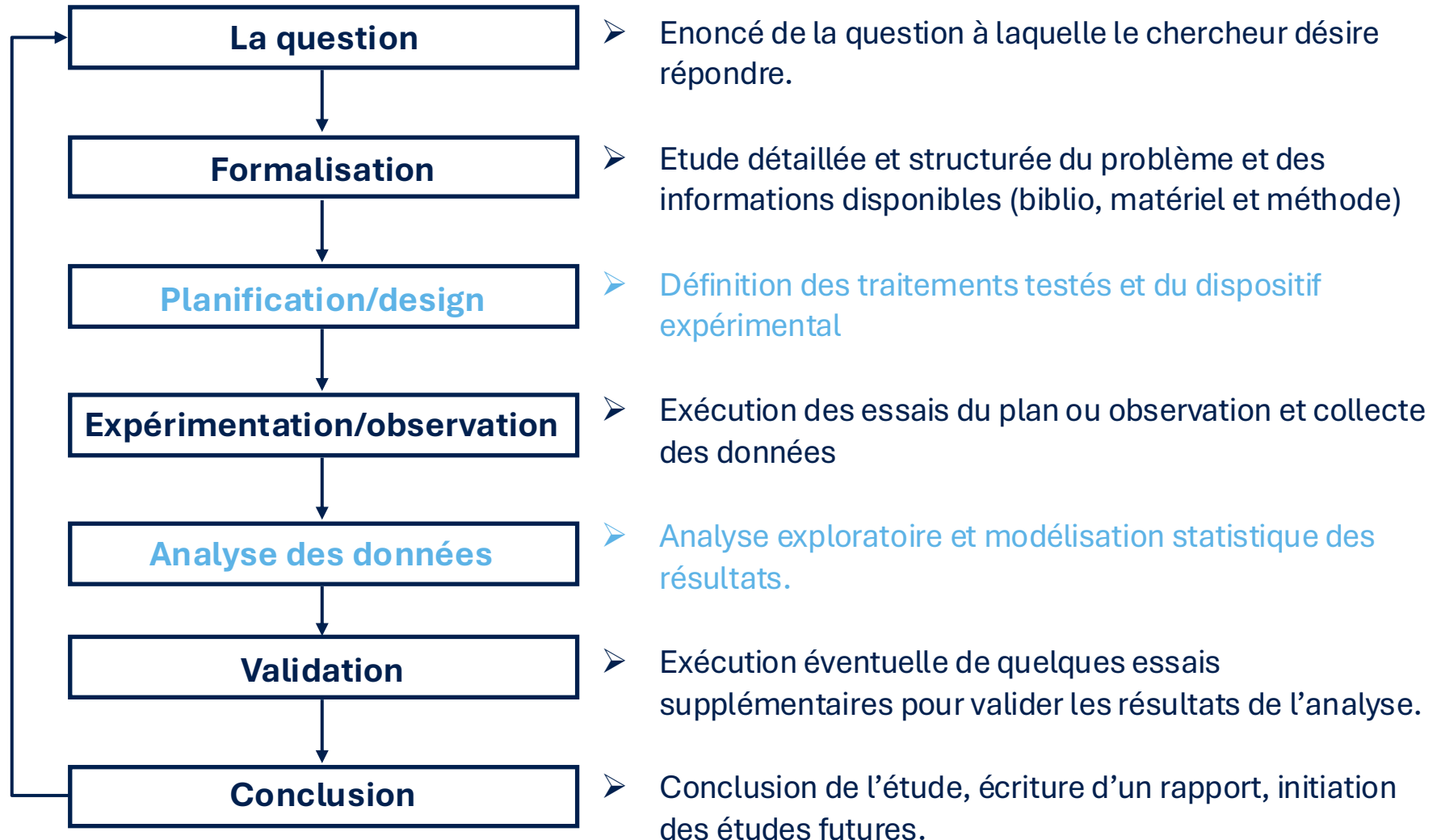
- Remise en contexte
- Exemples traités dans ce chapitre
- Rappel de vocabulaire et des composantes essentielles d'un design d'expérience
- Classes de plans multi-facteurs

Origine de la planification expérimentale

Histoire des plans expérimentaux: la majorité des plans d'expériences utilisés en science expérimentale émanent principalement de 3 domaines.



Etapes d'une recherche expérimentale



Plan du chapitre

- Remise en contexte
- Exemples traités dans ce chapitre
- Rappel de vocabulaire et des composantes essentielles d'un design d'expérience
- Classes de plans multi-facteurs

Exemple 1 : Production de maïs (version simple)

Contexte (cours LBIRA2110)

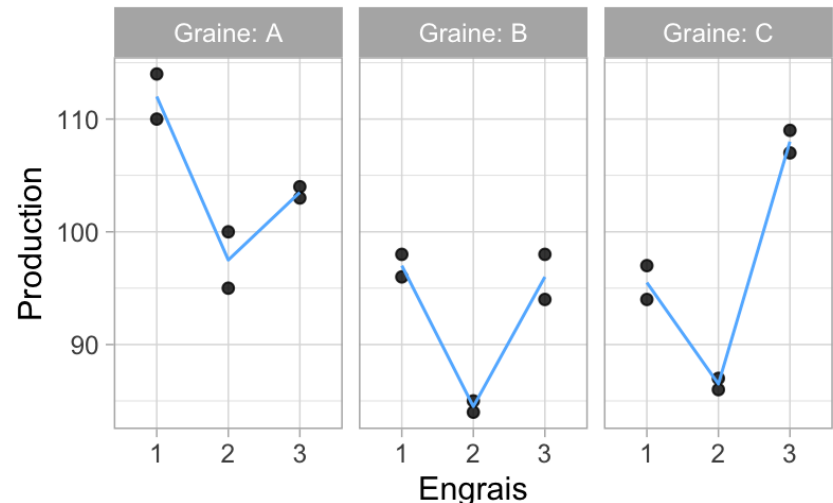
On s'intéresse à la production de parcelles de maïs pour 3 variétés de maïs et 3 types d'engrais.

18 parcelles ont été cultivées et 9 traitements appliqués aléatoirement à ces 18 parcelles (2 répétitions par traitement).

On ne dit rien sur ces parcelles et sur la période de l'étude → on suppose implicitement que les parcelles sont indépendantes, assez homogènes et représentent bien la population des parcelles à laquelle les résultats de l'étude visent d'être généralisés.

Plan et données : factoriel complet 3^2 (= 9) répété deux fois (= 18 expériences)

	Engrais		
Graines	1	2	3
A	110	95	103
	114	100	104
B	96	84	94
	98	85	98
C	94	86	107
	97	87	109



Exemple 1 : Résultats

Questions

- Y a-t-il des différences entre engrais ? Entre les variétés ?
- Quel est le meilleur engrais ? Quelle est la meilleure variété ?
- Le meilleur engrais diffère-t-il selon la variété utilisée ?

Plan et modèle lié

- Plan : factoriel complet 3^2 répété deux fois
- Modèle : ANOVA 2 croisée pour facteurs (catégoriels) fixes

Résultats statistiques principaux

Analysis of Variance Table

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Graines	2	432.3	216.2	50.53	1.278e-05
Engrais	2	628	314	73.4	2.676e-06
Graines:Engrais	4	243.7	60.92	14.24	0.0006255
Residuals	9	38.5	4.278	NA	NA

\$contrasts

contrast	estimate	SE	df	t.ratio	p.value
A - B	11.83	1.19	9	9.910	<.0001
A - C	7.67	1.19	9	6.420	0.0003
B - C	-4.17	1.19	9	-3.489	0.0170

\$contrasts

contrast	estimate	SE	df	t.ratio	p.value
1 - 2	12	1.19	9	10.049	<.0001
1 - 3	-1	1.19	9	-0.837	0.6905
2 - 3	-13	1.19	9	-10.887	<.0001

Exemple 2 : Production de maïs (version avancée)

Contexte et but de l'étude

- Etude de l'impact de la variété de maïs et de l'engrais utilisé sur le rendement d'une culture.
- On s'intéresse à l'évolution de la **taille des plants** en fonction du temps et au **rendement final** d'une parcelle (nb de kg de maïs produit).
- 3 variétés de graines et 3 variété d'engrais sont visés.



En pratique

- On dispose de **2 champs** (dans des lieux différents)
- On divise chaque champ en **18 parcelles**
- En mesure tous les mois les hauteurs de **4 plants par parcelle.**
- En fin de saison, le rendement de chaque parcelle sera mesuré
- Les expériences sont réalisées sur **une seule année**



Exemple 2 : facteurs/unité expérimentales/dispositif

Facteurs d'intérêt et traitements

- Variété (3 niveaux) et Engrais (3 niveaux)
- 9 traitements : plan croisé ou factoriel complet à 2 facteurs 3^2

Unité expérimentales , blocs, répétitions

- 2 champs, 18 parcelles par champs
- $2 \times 18 = 36$ parcelles $\rightarrow 2 \times 2 = 4$ répétitions possibles par traitement
- 4 plants mesurés par parcelle mesuré chacun 2x : 32 mesures par traitement.

Répartition des traitements entre les unités expérimentales

- Chaque traitement est testé deux fois par champ
- Les 2 x 9 traitements sont
 - soit alloués aléatoirement aux parcelles des champs
 - soit organisés dans chaque champ selon un dispositif spécial pour éviter une confusion entre de la position de la parcelle et les facteurs d'intérêt.

Exemple 2: répartition des traitements par champs

Randomisation des essais dans chaque champ						
Champ 1				Champ 2		
V3-E2	V2-E1	V1-E2		V1-E1	V2-E3	V1-E3
V1-E3	V1-E1	V2-E3		V2-E3	V2-E2	V1-E1
V3-E1	V3-E3	V2-E2		V2-E1	V1-E3	V3-E3
V1-E3	V3-E3	V2-E1		V1-E2	V3-E2	V3-E1
V3-E2	V3-E1	V1-E2		V3-E2	V3-E3	V3-E1
V2-E2	V1-E1	V2-E3		V2-E2	V1-E2	V2-E1
Organisation de chaque champ selon une sorte de carré-latin						

(champ est divisé en deux blocs et chaque variété/engrais apparaît une fois par ligne et une fois par colonne dans chaque bloc)

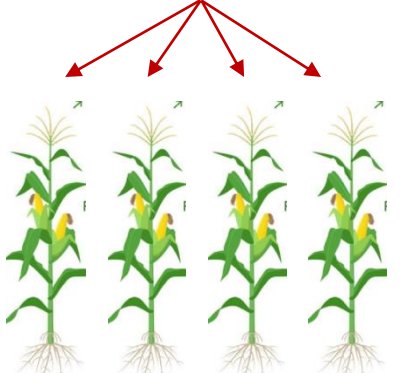
Champ 1				Champ 2		
V1-E1	V2-E2	V3-E3		V2-E1	V3-E2	V1-E3
V2-E3	V3-E1	V1-E2		V3-E3	V1-E1	V2-E2
V3-E2	V1-E3	V2-E1		V1-E2	V2-E3	V3-E1
V2-E1	V3-E2	V1-E3		V3-E1	V1-E2	V2-E3
V3-E3	V1-E1	V2-E2		V1-E3	V2-E1	V3-E2
V1-E2	V2-E3	V3-E1		V2-E2	V3-E3	V1-E1

Exemple 2 : modèle (pour un seul champ)

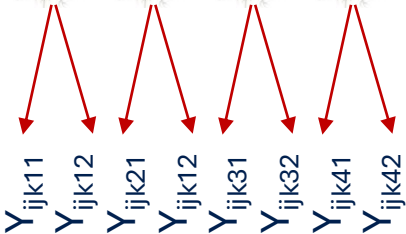
Parcelle



Plant



Mesure



Modèle complet mixte hiérarchisé

- Y_{ijklm} : hauteur du plant pour les graines i , l'engrais j , la parcelle k , le plant l , la mesure m
- Modèle :

$$y_{ijklm} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \alpha\beta_{ij} + \delta_{ijk} + v_{ijkl} + \epsilon_{ijklm}$$

- graine et engrais sont des **facteurs fixes**.
- parcelle (k), plant (l) et mesure (m) : **facteurs aléatoires**
- **Hypothèses** sur les facteurs **aléatoires** :

$$\delta_{ijk} \sim iN(0, \sigma_{Par}^2), v_{ijkl} \sim iN(0, \sigma_{Pl}^2), \epsilon_{ijklm} \sim iN(0, \sigma_M^2)$$

Modèle “pratique” et simple

- $\bar{Y}_{ijk}$ = Moyenne des 8 mesures de la parcelle k
- Modèle

$$\bar{y}_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \alpha\beta_{ij} + \epsilon_{ijk} \text{ avec } \epsilon_{ijk} \sim iN(0, \sigma_T^2)$$

In fine les résultats seront comparables (si plan balancé)

Exemple 2 : comparaison de 3 modèles

Simulation de plan balancé avec 288 données : 3 x 3 x 4 x 4 x 2

1 champ, 3 types de graines, 3 engrais, 4 parcelles/GxE, 4 plants/PxGxE et 2 mesures

Anova 2 (faux) sur les Y_{ijklm}

Modèle mixte sur les Y_{ijklm}

Anova 2 sur les moyennes $\bar{Y}_{ijk}$

Analysis of Variance				
Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Ratio
Model	8	467.06264	58.3828	33.1104
Error	279	491.95471	1.7633	Prob > F
C. Total	287	959.01735		<.0001*

REML Variance Component Estimates			
Random Effect	Var Ratio	Component	Std Error
parcelle	1045.4955	2.18465	0.5995736
plant[parcelle]	34.54049	0.0721752	0.0099647
Residual		0.0020896	0.0002463
Total		2.2589148	0.599615

Analysis of Variance				
Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Ratio
Model	8	58.38283	7.29785	3.3128
Error	27	59.47979	2.20296	Prob > F
C. Total	35	117.86262		0.0091*

Parameter Estimates				
Term	Estimate	Std Error	t Ratio	Prob> t
Intercept	14.000417	0.078246	178.93	<.0001*
graine[1]	-0.910625	0.110657	-8.23	<.0001*
graine[2]	0.0067708	0.110657	0.06	0.9513
engrais[1]	-1.083333	0.110657	-9.79	<.0001*
engrais[2]	-0.029479	0.110657	-0.27	0.7901
graine[1]*engrais[1]	0.4201042	0.156493	2.68	0.0077*
graine[1]*engrais[2]	0.2240625	0.156493	1.43	0.1533
graine[2]*engrais[1]	-0.767292	0.156493	-4.90	<.0001*
graine[2]*engrais[2]	-0.195521	0.156493	-1.25	0.2126

Parameter Estimates					
Term	Estimate	Std Error	DFDen	t Ratio	Prob> t
Intercept	14.000417	0.247373	27	56.60	<.0001*
graine[1]	-0.910625	0.349838	27	-2.60	0.0148*
graine[2]	0.0067708	0.349838	27	0.02	0.9847
engrais[1]	-1.083333	0.349838	27	-3.10	0.0045*
engrais[2]	-0.029479	0.349838	27	-0.08	0.9335
graine[1]*engrais[1]	0.4201042	0.494745	27	0.85	0.4033
graine[1]*engrais[2]	0.2240625	0.494745	27	0.45	0.6543
graine[2]*engrais[1]	-0.767292	0.494745	27	-1.55	0.1326
graine[2]*engrais[2]	-0.195521	0.494745	27	-0.40	0.6958

Parameter Estimates				
Term	Estimate	Std Error	t Ratio	Prob> t
Intercept	14.000417	0.247373	56.60	<.0001*
graine[1]	-0.910625	0.349838	-2.60	0.0148*
graine[2]	0.0067708	0.349838	0.02	0.9847
engrais[1]	-1.083333	0.349838	-3.10	0.0045*
engrais[2]	-0.029479	0.349838	-0.08	0.9335
graine[1]*engrais[1]	0.4201042	0.494745	0.85	0.4033
graine[1]*engrais[2]	0.2240625	0.494745	0.45	0.6543
graine[2]*engrais[1]	-0.767292	0.494745	-1.55	0.1326
graine[2]*engrais[2]	-0.195521	0.494745	-0.40	0.6958

Effect Tests					
Source	Nparm	DF	Sum of Squares	F Ratio	Prob > F
graine	2	2	158.03866	44.8139	<.0001*
engrais	2	2	231.63185	65.6822	<.0001*
graine*engrais	4	4	77.39213	10.9728	<.0001*

Fixed Effect Tests					
Source	Nparm	DF	DFDen	F Ratio	Prob > F
graine	2	2	27	4.4837	0.0208*
engrais	2	2	27	6.5716	0.0047*
graine*engrais	4	4	27	1.0978	0.3777

Effect Tests					
Source	Nparm	DF	Sum of Squares	F Ratio	Prob > F
graine	2	2	19.754833	4.4837	0.0208*
engrais	2	2	28.953982	6.5716	0.0047*
graine*engrais	4	4	9.674016	1.0978	0.3777

- Conclusions:**
- Anova 2 simple : trop de degrés de liberté, effets trop ou faussement significatifs,
 - Modèles mixte et Anova 2 sur moyennes équivalents
 - mais le modèle mixte estime les composantes de variance + traite les cas non balancés

Exemple 3 : le problème des pesées

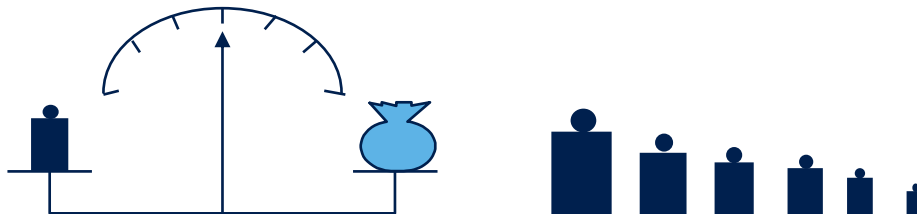
La question

Déterminer les poids de trois objets A, B et C en quatre pesées et avec un maximum de précision



Le matériel expérimental

Une balance à deux plateaux à équilibrer avec des poids



Budget : 4 essais

Exemple 4 : étude d'un procédé de fermentation

Le contexte

Les fermenteurs sont utilisés couramment dans la production de vaccins mais le bon choix de leurs paramètres de réglage est primordial pour assurer une production suffisante, de qualité et stable dans le temps.

But de l'étude

Rechercher quels facteurs de fermentation ont le plus d'effet sur la biomasse finale obtenue au terme d'une fermentation de 24h ainsi que le sens de ces effets.

Budget : Nombre maximum d'essais : 16 (=16 jours)

Facteurs d'intérêt : 10 facteurs quantitatifs fixes

Phase de croissance (0 à 18h) : X1 - Température de croissance, X2 – Surpression, X3 - Débit d'air , X4 - Vitesse d'agitation X5 – PH, X6 – Débit d'alimentation , X7 – Débit d'antimousse (>16h)

Phase d'induction (18-24h) : X8 – Moment d'induction, X9 – Température d'induction, X10 – Débit d'antimousse



Exemple 5 : Optimisation d'un processus industriel

Contexte

Etude d'un processus industriel dont le but est de fermer, par soudure, des poches de produit (ex: produits stériles pharmaceutiques ou produits alimentaires)

But

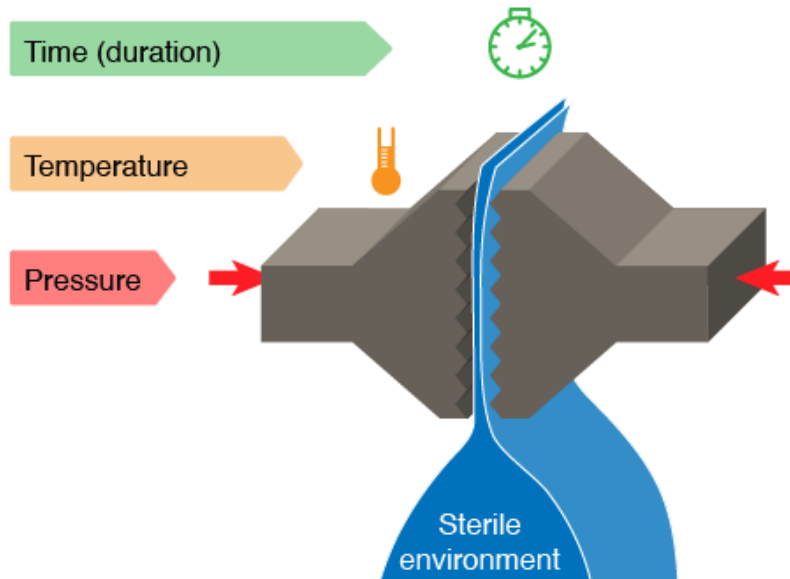
Trouver les valeurs de la **pression**, de la **température** et de la **durée** de serrage qui optimisent la résistance de la soudure (qui doit être suffisamment résistante mais pas trop pour faciliter l'ouverture) et la qualité visuelle de la soudure

Processus

Durée de serrage (D)
0.2 à 2 secondes

Temperature (T)
120 à 180 C

Pression (P)
50 à 150 kg/dm²



Exemple 5 : Les éléments

Les facteurs

- 3 facteurs quantitatifs fixes (temperature, pression, durée)
- Domaines : intervalles continus

Les unités expérimentales

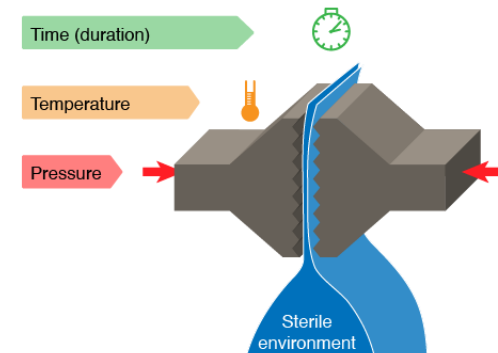
- Les sachets.
- Pour une application donnée, ils sont, a priori, considérés tous +/- identiques
- On peut considérer que les essais (et unités expérimentales) sont indépendants

Objectifs de l'étude

- Objectif primaire : **optimiser** le procédé
- Objectif secondaire : **comprendre** l'effet des facteurs

Essais, budget, plan, modèle

- Budget : 20 essais. Un essai = un “traitement”
- Quels essais/plan choisir ?
- En quoi un modèle est-il utile ici ?



Plan du chapitre

- Remise en contexte
- Exemples traités dans ce chapitre
- Rappel de vocabulaire et des composantes essentielles d'un design d'expérience
- Description des problèmes traités dans ce chapitre
- Classes de plans multi-facteurs

Rappel de vocabulaire

Facteur – critère

Variable d'intérêt de l'étude dont on veut étudier l'effet sur une « réponse ».

Ex: Facteur catégoriel : Type d'engrais, facteur quantitatif : température etc...

Deux types de facteurs dans les modèles : fixe ou aléatoire

Niveaux/domaine

Valeurs que peut prendre un facteur

Ex: A, B ou C pour la variété ou [120,180] pour la température

Unité expérimentale

Objet qui « subit » l'expérience, le traitement: parcelle, animal, juge...

Traitement

Combinaison de niveaux des facteurs appliquée à une unité expérimentale

Ex: la variété A et l'engrais 2 sont appliqués à une parcelle

Réponse

Variable observée/mesurée au terme de l'expérience (peut être quantitative/catégorielle ou du comptage)

Ingrédients d'un design d'expérience

- **Les traitements** : quelles combinaisons des niveaux des facteurs d'intérêt seront testés ? = points supports du plan.
- **Répétitions** : Combien de fois chaque essai/traitement sera répété.
Elles influencent la précision/puissance des résultats statistiques
- **Dispositif expérimental** :
 - Allocation des essais aux unités expérimentales
 - Choix de l'ordre des essais
 - **Randomisation/organisation** des essais en blocs
- **Modèle à estimer sur les résultats.** Adapté au design et destiné à répondre aux questions posées

Plan du chapitre

- Remise en contexte
- Exemples traités dans ce chapitre
- Rappel de vocabulaire et des composantes essentielles d'un design d'expérience
- Classes de plans multi-facteurs
 - Objectif général
 - Plans factoriels complets
 - Plans factoriels fractionnaires 2^{k-r} et pour le criblage de facteurs
 - Plans pour l'estimation de surfaces de réponse
 - factoriel complet, composite centré, Doehlert, Box Benken

Objectif général

Motivation

- Quand le nombre de facteurs dépasse 2 ou 3 et/ou que les facteurs sont quantitatifs, le choix de la liste des “traitements” (ou combinaisons de facteurs) à tester n’est pas automatique.
Prendre toutes les combinaisons possibles peut être très coûteux.
- Dans le milieu industriel “classique” (chimie, formulation de produits,...) ou dans les essais de laboratoire, les unités expérimentales sont plus homogènes, l’effet du milieu plus contrôlable et la répétabilité souvent bien meilleure MAIS le nombre de facteurs contrôlables est souvent plus élevé.

Buts

Proposer des plans (et modèles liés) pour traiter des problèmes impliquant

- un nombre de facteurs important (>2)
- des facteurs fixes quantitatifs et/ou catégoriels
- un but de modélisation mais aussi **d’optimisation**
- une bonne répétabilité, un milieu contrôlé et des unités semblables et indépendantes.

Modélisation $\Rightarrow$ modèles linéaires à effets fixes (cours LBIRA2110)

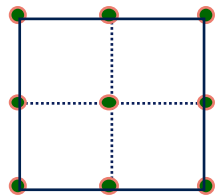
Plan du chapitre

- Remise en contexte
- Exemples traités dans ce chapitre
- Rappel de vocabulaire et des composantes essentielles d'un design d'expérience
- Classes de plans multi-facteurs
 - Objectif général
 - Plans factoriels complets
 - Plans factoriels fractionnaires 2^{k-p} et pour le criblage de facteurs
 - Plans pour l'estimation de surfaces de réponse
 - factoriel complet, composite centré, Doehlert, Box Benken

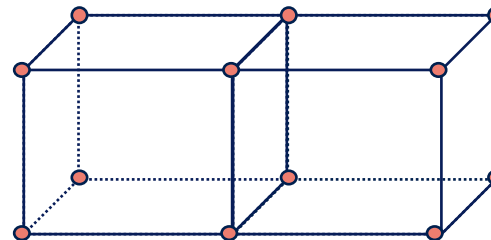
Plan factoriel complet : définition

Un plan factoriel complet $l_1 \times l_2 \times \dots \times l_k$ à k facteurs est un plan formé de toutes les combinaisons des $l_1, l_2, \dots, l_k$ niveaux de k facteurs $X_1, X_2, \dots, X_k$.

- C'est le plan le **plus utilisé**
- Il s'utilise pour étudier l'effet de **facteurs** quantitatifs et/ou qualitatifs.
- Il sera **répété** n fois en fonction de la précision désirée pour l'étude.
- Il permet d'estimer un **modèle** avec les effets des facteurs et toutes les interactions possibles entre facteurs. Si le modèle contient des facteurs quantitatifs on peut ajouter des termes quadratiques X^2 ou cubiques X^3 en fonction du nombre de niveaux des facteurs.
- Ces plans sont toujours très bons mais coûteux quand le nombre de facteurs augmente.



Plan factoriel complet 3^2



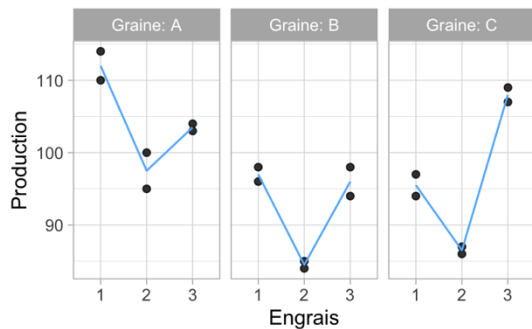
Plan factoriel complet $3 \times 2 \times 2$

Plans factoriels complets pour 2 et 3 facteurs catégoriels : exemples

Exemple 1 : Etude de la production de maïs (simplifiée)

Plan factoriel complet à 2 facteurs balancé avec $n = 2$ répétitions par traitement.

Modèle d'ANOVA 2 croisé (facteurs principaux + interaction)



$$y_{ijk} = \mu_{ij} + \epsilon_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \alpha\beta_{ij} + \epsilon_{ijk}$$

	GA	GB	GC
E1	n=2	n=2	n=2
E2	n=2	n=2	n=2
E3	n=2	n=2	n=2

Exemple 5 : Optimisation d'un processus de fermeture de sachets

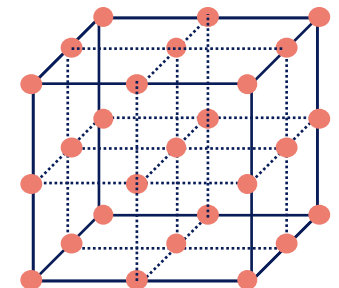
Plan possible pour explorer le domaine : plan factoriel complet à 3 facteurs 3^3

(mais ce n'est pas le seul possible $\Rightarrow$ affaire à suivre)

Modèle typique estimé sur ce type de plan

F

$$= \beta_0 + \beta_1 T + \beta_2 P + \beta_3 D + \beta_{12} TP + \beta_{13} TD + \beta_{23} PD \\ + \beta_{11} T^2 + \beta_{22} P^2 + \beta_{33} D^2 + \epsilon$$



Autres effets estimables : $TP^2, TPD, T^2P^2, T^2PD, T^2P^2D, T^2P^2D^2, \dots$

Plan du chapitre

- Remise en contexte
- Exemples traités dans ce chapitre
- Rappel de vocabulaire et des composantes essentielles d'un design d'expérience
- Classes de plans multi-facteurs
 - Objectif général
 - Plans factoriels complets
 - Plans factoriels fractionnaires 2^{k-r} et pour le criblage de facteurs
 - Plans pour l'estimation de surfaces de réponse
 - factoriel complet, composite centré, Doehlert, Box Benken

Exemple 3 : le problème des pesées

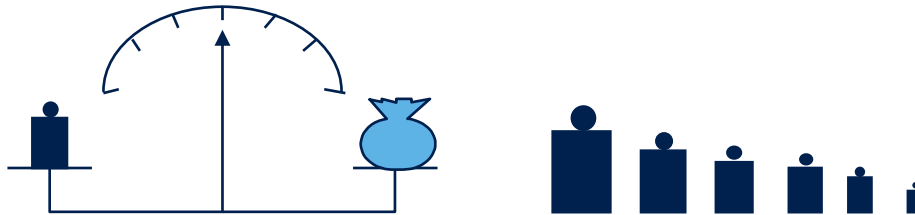
La question

Déterminer les poids de trois objets A, B et C en quatre pesées et avec un maximum de précision



Le matériel expérimental

Une balance à deux plateaux à équilibrer avec des poids



Budget : 4 essais

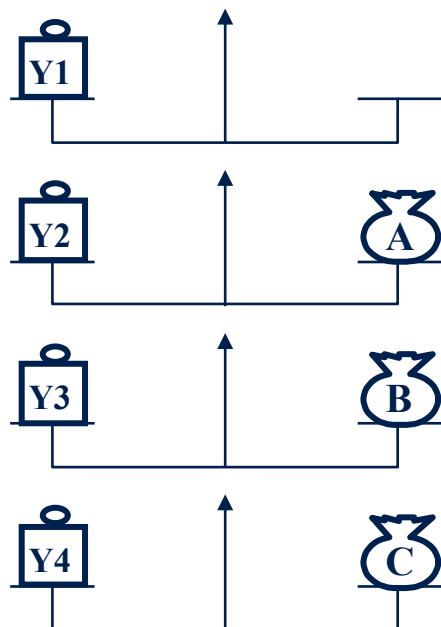
Hypothèses statistiques

- Les mesures sont entachées d'erreurs de variance constante, sont indépendantes et sont entachées d'un biais systématique
- Modèle

$$Y = \text{biais} + \mu + \epsilon \quad \text{Var}(\epsilon) = \sigma^2 \quad \text{Cov}(\epsilon_i, \epsilon_j) = 0$$

Stratégie 1

On pèse un objet à la fois



À estimer :

μ_0 : la « vraie » erreur systématique de la balance (biais)

μ_A, μ_B, μ_C : les « vrais » poids des trois objets

Les estimateurs ($\hat{\mu}_i$) sont notés M_0, M_A, M_B, M_C

Matrice d'expérience

	A	B	C
E1	0	0	0
E2	1	0	0
E3	0	1	0
E4	0	0	1

0 : l'objet n'est pas sur la balance

1 : l'objet est sur le plateau de droite

-1 : l'objet est sur le plateau de gauche

Mesures: Y_i

$$Y_1 = \mu_0 + \epsilon_1$$

$$Y_2 = \mu_0 + \mu_A + \epsilon_2$$

$$Y_3 = \mu_0 + \mu_B + \epsilon_3$$

$$Y_4 = \mu_0 + \mu_C + \epsilon_4$$

Estimation des poids

$$M_0 = Y_1$$

$$M_A = Y_2 - Y_1$$

$$M_B = Y_3 - Y_1$$

$$M_C = Y_4 - Y_1$$

Quelle est la précision des mesures ?

Chaque pesée Y_1, Y_2, Y_3, Y_4 est entachée d'une erreur ϵ de variance constante $V(\epsilon) = \sigma^2$.

Estimation des poids

$$M_0 = Y_1$$

$$M_A = Y_2 - Y_1$$

$$M_B = Y_3 - Y_1$$

$$M_C = Y_4 - Y_1$$

Formules de combinaison de variances

$$V(X + Y) = V(X) + V(Y) + 2 \text{Cov}(X, Y)$$

$$V(X - Y) = V(X) + V(Y) - 2 \text{Cov}(X, Y)$$

$$V(aX + b) = a^2 V(X)$$

Variances des estimateurs

$$V(M_0) = \sigma^2$$

$$V(M_A) = V(M_B) = V(M_C) = 2\sigma^2$$

Comment obtenir des mesures plus précises ?

Comment obtenir une meilleure précision ?

Solution possible

Répéter deux fois chaque pesée puis

Calculer la moyenne des résultats

Variance des estimateurs

$$V(M_0) = \frac{V(Y_1) + V(Y'_1)}{4} = \frac{\sigma^2}{2}$$

$$V(M_A) = V(M_B) = V(M_C) = \frac{V(Y_2) + V(Y'_2)}{4} + \frac{V(Y_1) + V(Y'_1)}{4} = \sigma^2$$

$$M_0 = \frac{Y_1 + Y'_1}{2}$$
$$M_A = \frac{Y_2 + Y'_2}{2} - \frac{Y_1 + Y'_1}{2}$$
$$M_B = \frac{Y_3 + Y'_3}{2} - \frac{Y_1 + Y'_1}{2}$$
$$M_C = \frac{Y_4 + Y'_4}{2} - \frac{Y_1 + Y'_1}{2}$$

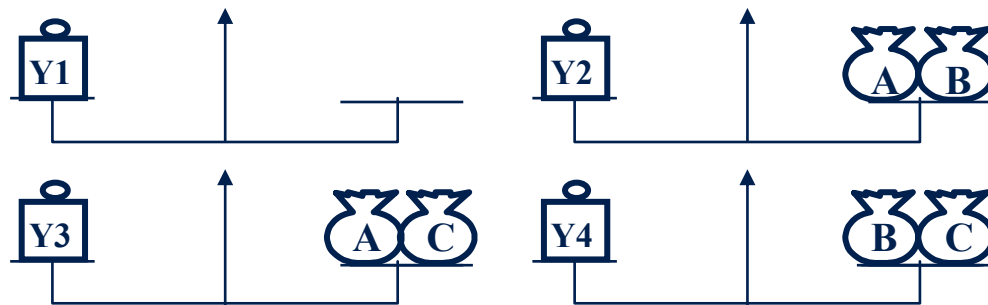
Comment peut-on faire encore mieux ?

Nombre d'essais	4	8	16	32
$V(M_A) = V(M_B) = V(M_C)$	$2 \sigma^2$	σ^2	$\frac{\sigma^2}{2}$	$\frac{\sigma^2}{4}$

Peut-on améliorer la précision sans augmenter le nombre d'essais ?

Stratégie 2

Deux objets sont pesés à la fois



Matrice d'expérience

	A	B	C
E1	0	0	0
E2	1	1	0
E3	1	0	1
E4	0	1	1

Système d'équations à résoudre

$$Y_1 = \mu_0 + \epsilon_1$$

$$Y_2 = \mu_0 + \mu_A + \mu_B + \epsilon_2$$

$$Y_3 = \mu_0 + \mu_A + \mu_C + \epsilon_3$$

$$Y_4 = \mu_0 + \mu_B + \mu_C + \epsilon_4$$

Estimation des poids

$$M_0 = Y_1$$

$$M_A = (Y_2 + Y_3 - Y_1 - Y_4)/2$$

$$M_B = (Y_2 + Y_4 - Y_1 - Y_3)/2$$

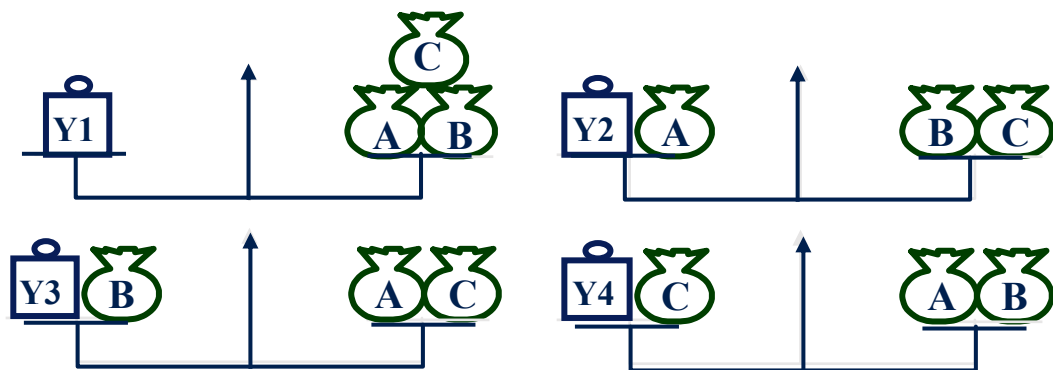
$$M_C = (Y_3 + Y_4 - Y_1 - Y_2)/2$$

$$V(M_A) = V(M_B) = V(M_C) = \frac{\sigma^2 + \sigma^2 + \sigma^2 + \sigma^2}{4} = \sigma^2$$

$$\text{Coût} = N = 4$$

Stratégie 3

Trois objets sont pesés à la fois



Matrice d'expérience

	A	B	C
E1	1	1	1
E2	-1	1	1
E3	1	-1	1
E4	1	1	-1

Système d'équations à résoudre

$$Y_1 = \mu_0 + \mu_A + \mu_B + \mu_C + \epsilon_1$$

$$Y_2 = \mu_0 - \mu_A + \mu_B + \mu_C + \epsilon_2$$

$$Y_3 = \mu_0 + \mu_A - \mu_B + \mu_C + \epsilon_3$$

$$Y_4 = \mu_0 + \mu_A + \mu_B - \mu_C + \epsilon_4$$

Estimations des poids

$$M_0 = (Y_2 + Y_3 + Y_4 - Y_1)/2$$

$$M_A = (Y_1 - Y_2)/2$$

$$M_B = (Y_1 - Y_3)/2$$

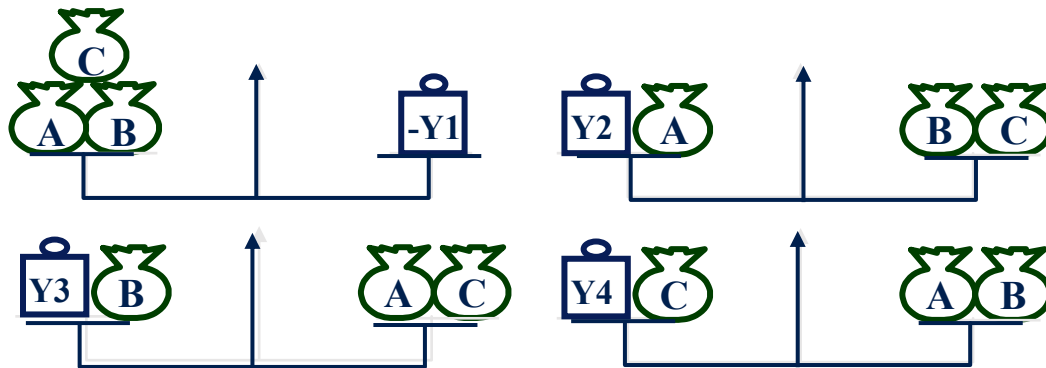
$$M_C = (Y_1 - Y_4)/2$$

$$V(M_A) = V(M_B) = V(M_C) = \frac{\sigma^2 + \sigma^2}{4} = \frac{\sigma^2}{2}$$

$$\text{Coût} = N = 4$$

Stratégie 4

La première pesée est **inversée**



Matrice d'expérience

	A	B	C
E1	-1	-1	-1
E2	-1	1	1
E3	1	-1	1
E4	1	1	-1

Système d'équations à résoudre

$$Y_1 = \mu_0 - \mu_A - \mu_B - \mu_C + \epsilon_1$$

$$Y_2 = \mu_0 - \mu_A + \mu_B + \mu_C + \epsilon_2$$

$$Y_3 = \mu_0 + \mu_A - \mu_B + \mu_C + \epsilon_3$$

$$Y_4 = \mu_0 + \mu_A + \mu_B - \mu_C + \epsilon_4$$

Estimation des poids

$$M_0 = (Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4)/4$$

$$M_A = (Y_3 + Y_4 - Y_1 - Y_2)/4$$

$$M_B = (Y_2 + Y_4 - Y_1 - Y_3)/4$$

$$M_C = (Y_3 + Y_2 - Y_1 - Y_4)/4$$

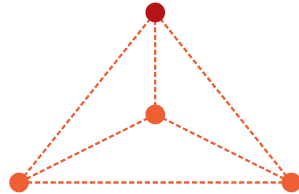
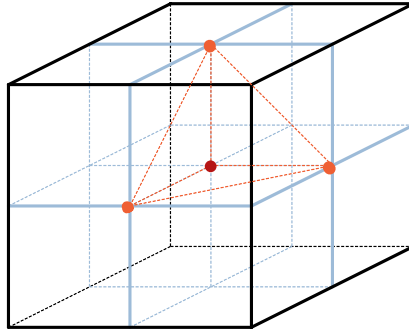
$$V(M_A) = V(M_B) = V(M_C) = \frac{\sigma^2 + \sigma^2 + \sigma^2 + \sigma^2}{16} = \frac{\sigma^2}{4}$$

$$\text{Coût} = N = 4$$

Pourquoi la stratégie 4 est-elle la meilleure ?

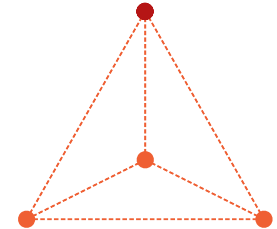
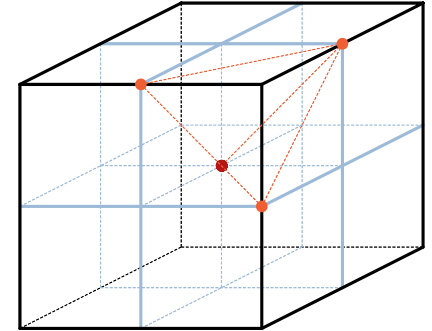
Stratégie 1

	A	B	C
Exp 1	0	0	0
Exp 2	1	0	0
Exp 3	0	1	0
Exp 4	0	0	1



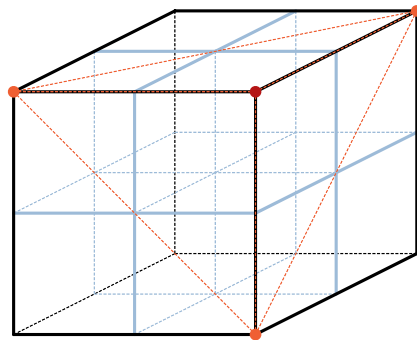
Stratégie 2

	A	B	C
Exp 1	0	0	0
Exp 2	1	1	0
Exp 3	1	0	1
Exp 4	0	1	1



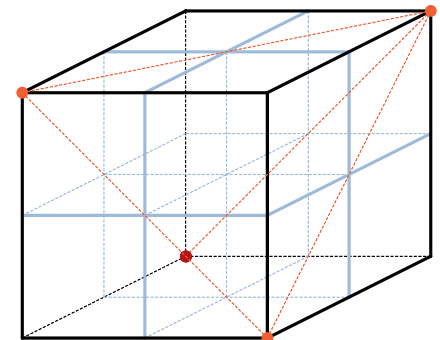
Stratégie 3

	A	B	C
Exp 1	1	1	1
Exp 2	-1	1	1
Exp 3	1	-1	1
Exp 4	1	1	-1



Stratégie 4

	A	B	C
Exp 1	-1	-1	-1
Exp 2	-1	1	1
Exp 3	1	-1	1
Exp 4	1	1	-1



Reformulation du problème des pesées

Problème

Etudier (ou PESER) l'effet de **3 facteurs**

(température [100, 200], vitesse [1, 3] et débit [20, 30])
sur le rendement d'une réaction chimique.

Place de l'objet sur la balance

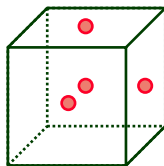
Objet sur le plateau mode **gauche** $\Leftrightarrow$ Niveau **minimum** du facteur

Objet sur le plateau de **droite** $\Leftrightarrow$ Niveau **maximum** du facteur

Objet **hors** de la balance $\Leftrightarrow$ Niveau **moyen** du facteur

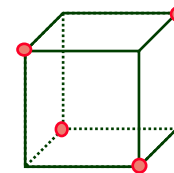
Stratégie 1 :

Un facteur varie à la fois



Stratégie 4 :

Plan factoriel fractionnaire



Ecriture du problème des pesées comme un problème de régression linéaire multiple

L'estimation des poids au terme de l'expérience des pesées peut s'écrire sous la forme d'une régression linéaire multiple.

$$y = X\beta + \epsilon \quad Y = \mu_0 + \mu_1 X_1 + \mu_2 X_2 + \mu_3 X_3 + \epsilon$$

Les poids/paramètres sont alors estimés par : $\hat{\beta} = (X'X)^{-1} X'y$

Avec

$$Y = \begin{bmatrix} Y1 \\ Y2 \\ Y3 \\ Y4 \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad \beta = \begin{bmatrix} \mu_0 \\ \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} M0 \\ M1 \\ M2 \\ M3 \end{bmatrix}$$

Matrice de variance covariance des paramètres : $V(\beta) = \sigma^2(X'X)^{-1}$

	4	0	0	0			1/4	0	0	0
(X'X)=	0	4	0	0		(X'X) ⁻¹ =	0	1/4	0	0
	0	0	4	0			0	0	1/4	0
	0	0	0	4			0	0	0	1/4

Ce plan est optimal car il fournit des estimations de variance **minimum** et **indépendantes** (orthogonalité)

Exemple 4 : étude d'un procédé de fermentation

Le contexte

Les fermenteurs sont utilisés couramment dans la production de vaccins mais le bon choix de leurs paramètres de réglage est primordial pour assurer une production suffisante, de qualité et stable dans le temps.

But de l'étude: Problème de criblage

Rechercher quels facteurs de fermentation ont le plus d'effet sur la biomasse finale obtenue au terme d'une fermentation de 24h ainsi que le sens de ces effets.

Budget : Nombre maximum d'essais : 16 (=16 jours)

Facteurs d'intérêt : 10 facteurs quantitatifs fixes

Phase de croissance (0 à 18h) :

X_1 - Température de croissance, X_2 - Surpression, X_3 - Débit d'air, X_4 - Vitesse d'agitation, X_5 - pH, X_6 - Débit d'alimentation, X_7 - Débit d'antimousse C (>16h)

Phase d'induction (18-24h) :

X_8 - Moment d'induction, X_9 - Température d'induction, X_{10} - Débit d'antimousse de C



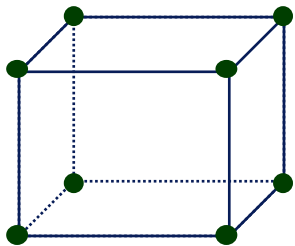
Quels sont les plans possibles ?

Modèle classiquement utilisé dans un problème de «criblage»

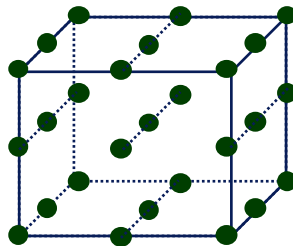
16 essais, modèle d'ordre 1. $p = 11 < N = 16$

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_{10} X_{10} + \epsilon$$

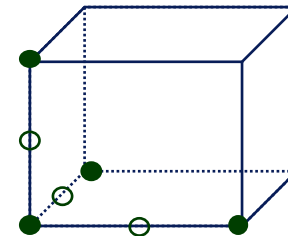
Plans possibles pour **3 facteurs**



Factoriel complet 2^k



Factoriel complet 3^k



1 facteur varie à la fois

Pour **10 facteurs**

Plan factoriel complet à **2 niveaux** : 1024 essais = 3 ans

Plan factoriel complet à **3 niveaux** : 59049 essais = 164 ans

Plan “1 facteur à la fois” : 11 essais → mais pas précis

Plans proposés :

Plan **factoriel fractionnaire** 2^{k-r} à **16 essais** ou
plan de Plackett et Bruman à 12 essais (non vu).

Plan factoriel fractionnaire 2^{k-r}

Définition

Un plan **factoriel fractionnaire** 2^{k-r} à k facteurs est un plan résultant de r fractionnements successifs d'un plan factoriel complet 2^k

Principe du fractionnement

Définir r « **générateurs** » qui permettent de fractionner successivement le plan en 2 puis 4 puis 2^r fractions de 2^{k-r} essais.

Une des fractions est utilisée comme plan.

Générateur

Un générateur est une formule (par exemple $X_1 X_2 X_3 = 1$) qui indique qu'on sélectionne dans le plan de départ les essais tels que le produit $X_1 X_2 X_3$ des valeurs des facteurs (en valeurs standardisées) est égal à 1.

La partie gauche du générateur est toujours un produit de facteurs et la partie droite vaut 1 ou -1 selon que l'on garde l'une ou l'autre partie du plan.

Propriétés des plans factoriels fractionnaires 2^{k-r}

Orthogonaux et de variance minimale mais il faut bien choisir les générateurs.

Exemples de plans factoriels fractionnaires 2^{4-1} à 8 essais

Plan complet

Valeurs standardisées				
Essais	X1	X2	X3	X4
1	-1	-1	-1	-1
2	1	-1	-1	-1
3	-1	1	-1	-1
4	1	1	-1	-1
5	-1	-1	1	-1
6	1	-1	1	-1
7	-1	1	1	-1
8	1	1	1	-1
9	-1	-1	-1	1
10	1	-1	-1	1
11	-1	1	-1	1
12	1	1	-1	1
13	-1	-1	1	1
14	1	-1	1	1
15	-1	1	1	1
16	1	1	1	1

Générateur 1 : $X_1X_2 = 1$

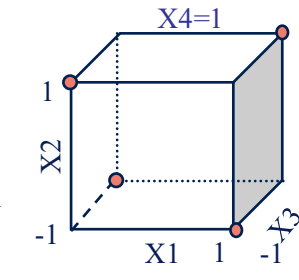
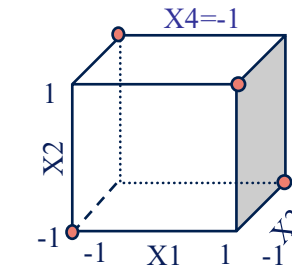
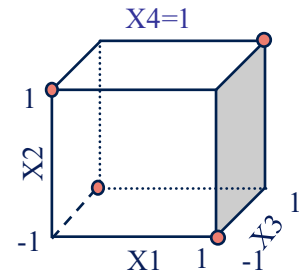
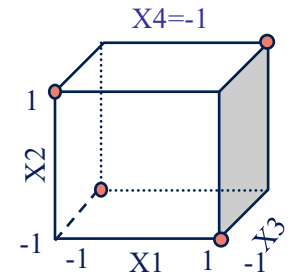
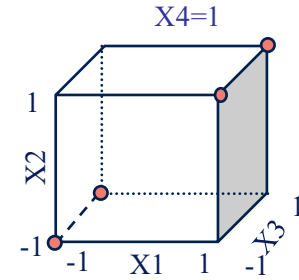
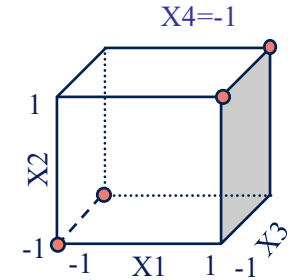
Valeurs standardisées				
Essais	X1	X2	X3	X4
1	-1	-1	-1	-1
4	1	1	-1	-1
5	-1	-1	1	-1
8	1	1	1	-1
9	-1	-1	-1	1
12	1	1	-1	1
13	-1	-1	1	1
16	1	1	1	1

Générateur 2 : $X_1X_2X_3 = 1$

Valeurs standardisées				
Essais	X1	X2	X3	X4
2	1	-1	-1	-1
3	-1	1	-1	-1
5	-1	-1	1	-1
8	1	1	1	-1
10	1	-1	-1	1
11	-1	1	-1	1
13	-1	-1	1	1
16	1	1	1	1

Générateur 3 : $X_1X_2X_3X_4 = 1$

Valeurs standardisées				
Essais	X1	X2	X3	X4
1	-1	-1	-1	-1
4	1	1	-1	-1
6	1	-1	1	-1
7	-1	1	1	-1
10	1	-1	-1	1
11	-1	1	-1	1
13	-1	-1	1	1
16	1	1	1	1



Ces trois générateurs permettent-ils d'estimer un modèle d'ordre 1 ?

Quel est le générateur le plus adéquat ?

Tableau de générateurs pour le fractionnement de plans

Quand on doit choisir plus d'un générateur, des **tables** existent.

La résolution détermine quel modèle pourra être estimé

R=3 (III) → modèle d'ordre 1 (plus éventuellement qq interactions)

R=4 (IV) → modèle d'ordre 1 et quelques interactions $X_i X_j$

R=5 (V) → modèle d'ordre 1 et toutes les interactions

k	r	N	Résolution	Générateurs
3	1	4	III	123 = ± 1
4	1	8	IV	1234 = ± 1
5	2	8	III	124 = ± 1 , 135 = ± 1
	1	16	V	12345 = ± 1
6	3	8	III	124 = ± 1 , 135 = ± 1 , 236 = ± 1
	2	16	IV	1235 = ± 1 , 2346 = ± 1
7	4	8	III	124 = ± 1 , 135 = ± 1 , 236 = ± 1 , 1237 = ± 1
	3	16	IV	1235 = ± 1 , 2346 = ± 1 , 1347 = ± 1
8	4	16	IV	2345 = ± 1 , 1346 = ± 1 , 1237 = ± 1 , 1248 = ± 1
9	5	16	III	1235 = ± 1 , 2346 = ± 1 , 1347 = ± 1 , 1248 = ± 1 , 12349 = ± 1
10	6	16	III	1235 = ± 1 , 2346 = ± 1 , 1347 = ± 1 , 1248 = ± 1 , 12349 = ± 1 , 12(10) = ± 1

Voir : Box, Hunter et Hunter : Statistics for experimenters

Exemple : Plan factoriel fractionnaire : construction

Les 6 générateurs ci-dessous permettent d'extraire **16 essais** du plans factoriel complet à 1024 ($= 2^{10}$) essais

Générateurs : $G_1: X_1X_2X_3X_5 = 1$ $G_2: X_2X_3X_4X_6 = 1$ $G_3: X_1X_3X_4X_7 = 1$
 $G_4: X_1X_2X_4X_8 = 1$ $G_5: X_1X_2X_3X_4X_9 = 1$ $G_6: X_1X_2X_{10} = 1$

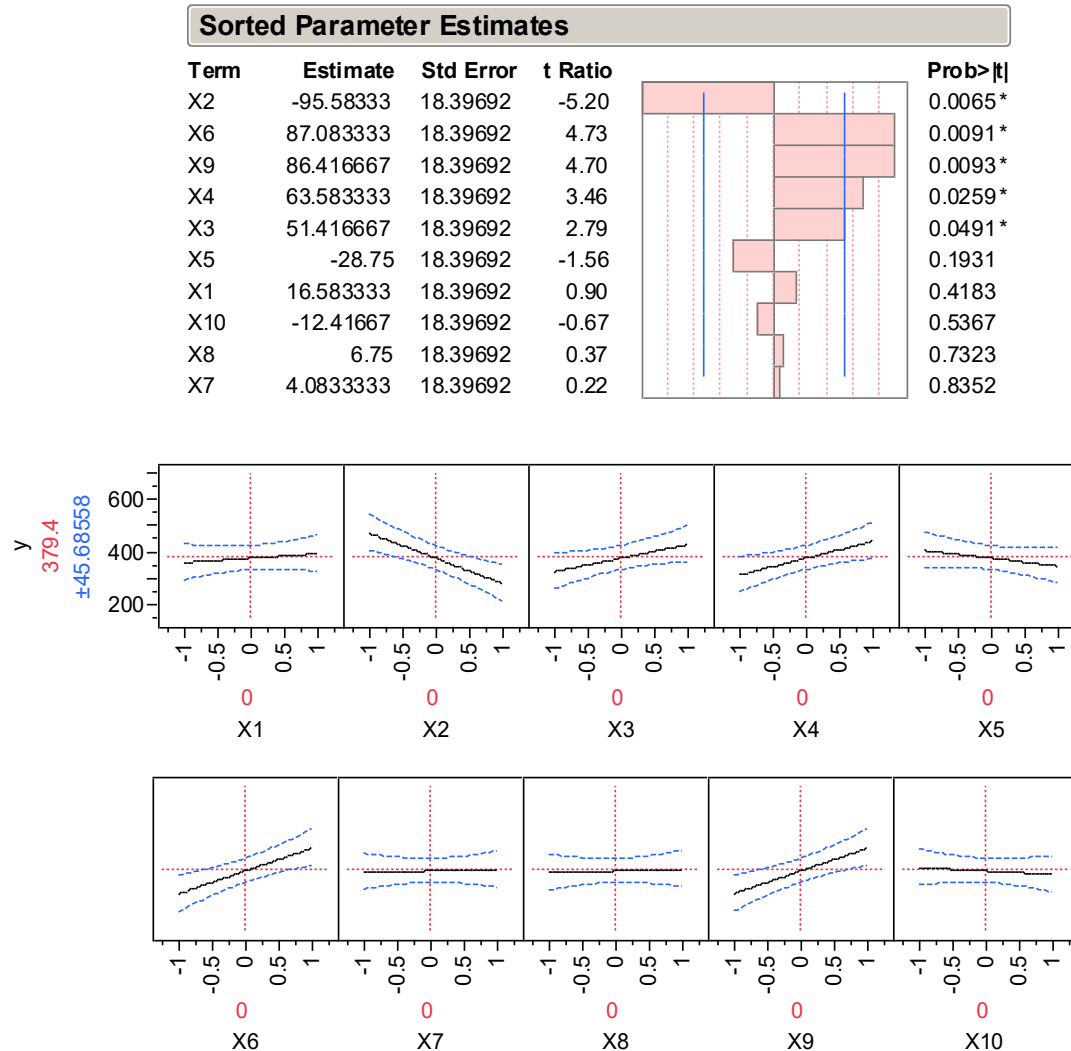
Plan factoriel fractionnaire 2^{10-6}										
Facteurs	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}
Générateurs					123	234	134	124	1234	12
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
2	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1
3	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1
4	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1
5	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	1
6	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1
7	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1
8	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1
9	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1
10	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1
11	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1
12	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1
13	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	1
14	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1
15	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1
16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Randomization

- Attention, selon les designs, on ne veut pas forcément faire les expériences dans l'ordre du design pour ne pas avoir de confusion entre certains facteurs et des facteurs aléatoires (mesurés ou non) qui varient avec le temps.

Résultat typique d'un criblage

Le plan de criblage permet uniquement d'étudier si l'effet est présent et son signe



Plan du chapitre

- Remise en contexte
- Exemples traités dans ce chapitre
- Rappel de vocabulaire et des composantes essentielles d'un design d'expérience
- Classes de plans multi-facteurs
 - Objectif général
 - Plans factoriels complets
 - Plans factoriels fractionnaires 2^{k-r} et pour le criblage de facteurs
 - Plans pour l'estimation de surfaces de réponse
 - factoriel complet, composite centré, Doehlert, Box Benken

Exemple 3 : optimisation d'un processus de soudure

Durée de serrage (D)
0.2 à 2 secondes

Time (duration)



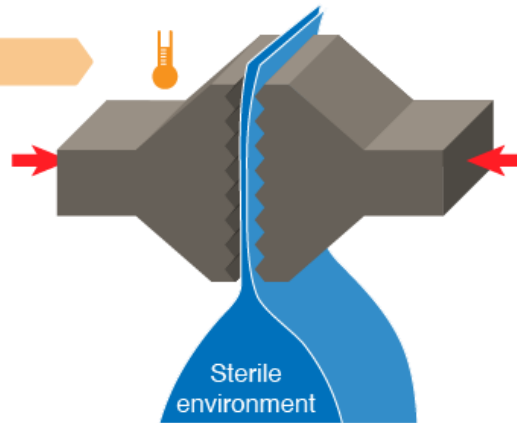
Temperature (T)
120 à 180 C

Temperature



Pression (P)
50 à 150 kg/dm²

Pressure



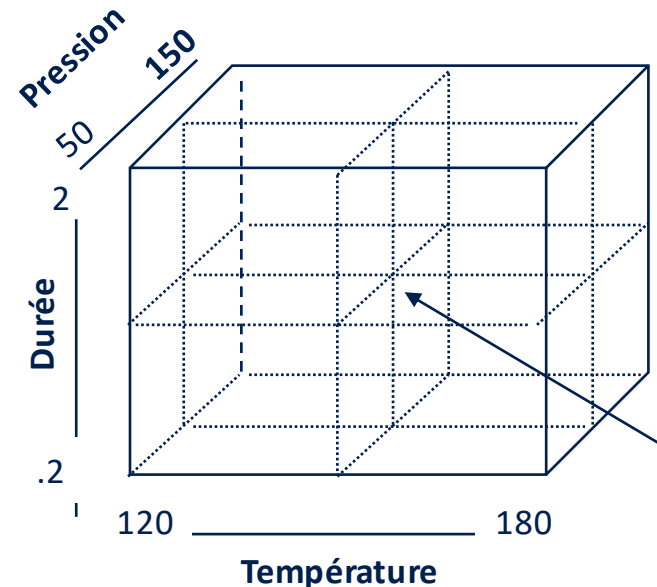
But :

Rechercher des conditions optimales de fabrication qui assurent

- une **résistance** à la soudure proche de 85 (kg/dm²)
- une **qualité visuelle** de la soudure PRINT > 4

Question:

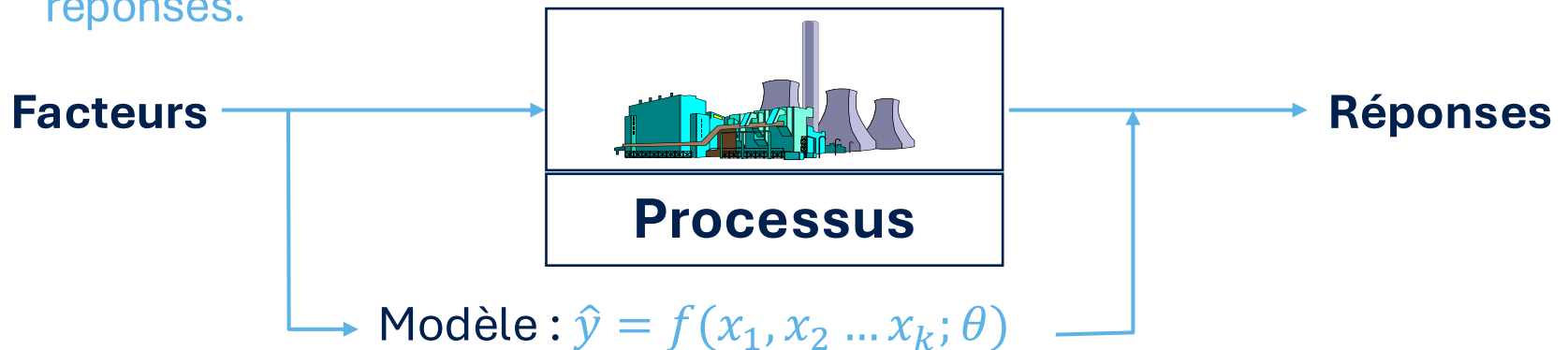
Comment explorer le domaine et utiliser la modélisation pour répondre à la question ?



Plans pour « surface de réponse »

Objectifs de la méthodologie des « surfaces de réponse »

- Étudier le sens, l'amplitude et de la forme des effets de facteurs QUANTITATIFS sur des réponses via un modèle statistique.
- Utiliser le modèle pour réaliser des prédictions et optimisation des réponses.



Modèle visé (le plus souvent) : **Modèle polynomial quadratique complet** (c'est pour ce modèle que les plans RSD classiques sont prévus)

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \beta_{11} X_1^2 + \dots + \beta_{kk} X_k^2 + \beta_{12} X_1 X_2 + \beta_{13} X_1 X_3 + \dots + \beta_{(k-1)k} X_{k-1} X_k + \varepsilon \quad \text{pour } k = 3, p = 10$$

Besoin :

Choisir un “bon” plan qui donne des estimations et prédictions précises

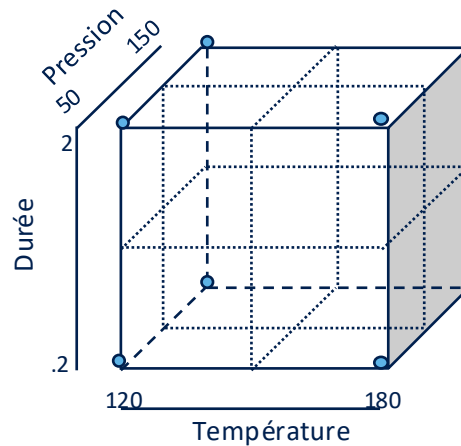
Choix d'une classe de plan possible

Etape 1

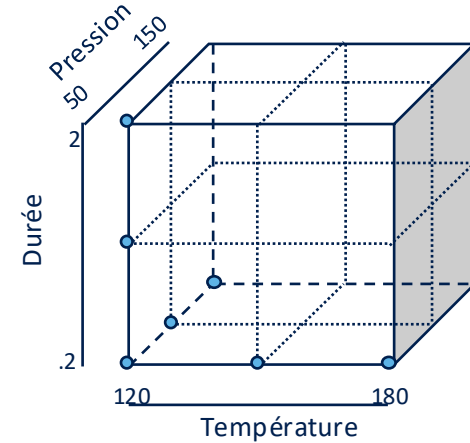
Quels plans sont capables de répondre à la question ?

Conditions

- Permettre d'estimer le modèle
- Ne pas dépasser le budget disponible (20 essais).



Plan 1

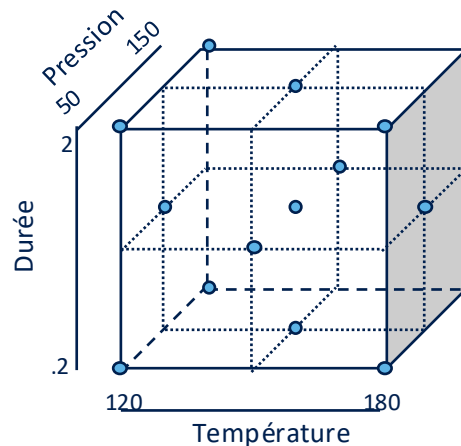


Plan 2

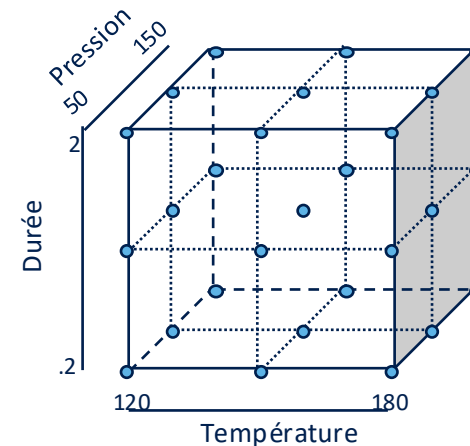
Etape 2

Dans les plans possibles, quel plan choisir ?

Il y a-t-il des alternatives ?



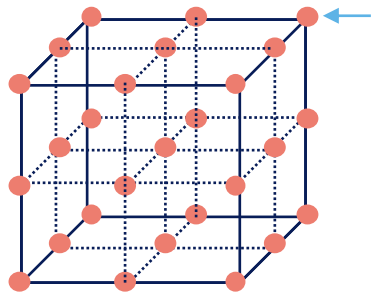
Plan 3



Plan 4

Plans à 3 facteurs pour estimer un modèle d'ordre 2

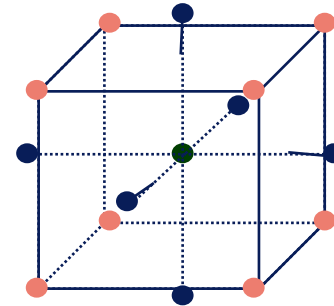
Plan factoriel complet 3^k



Un traitement =
un point support

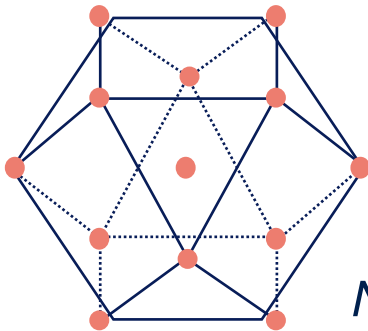
$N = 27$

Plan composite centré



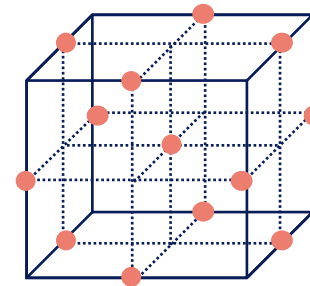
$N = 15$

Plan de Doehlert



$N = 13$

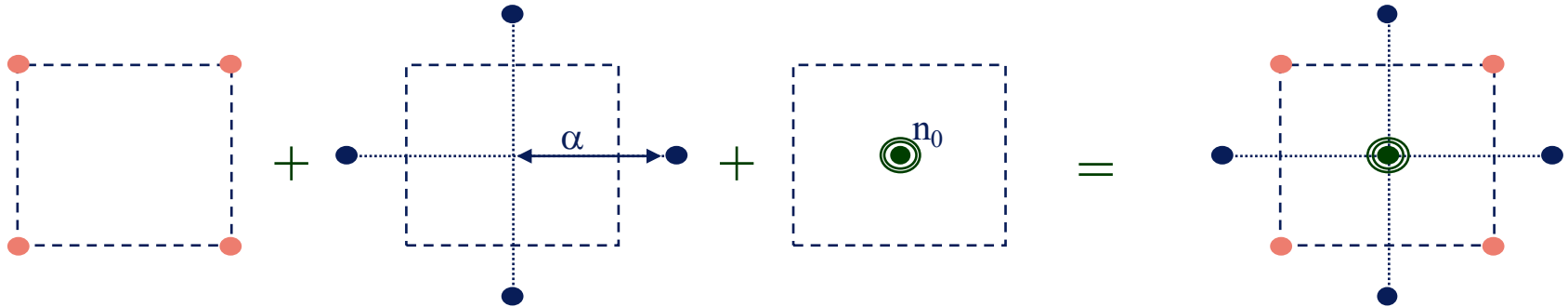
Plan de Box et Behnken



$N = 13$

Comment choisir un plan ou l'autre ?

Plan composite centré : définition



C'est le plan le plus utilisé pour l'estimation de modèles quadratiques.

Définition : Un plan composite centré à k facteurs est composé de

- N_f essais d'un plan factoriel complet ou fractionnaire 2^{k-r} pour estimer les effets principaux et les interactions.
- $2k$ essais en étoile sur les axes à une distance α du centre du domaine pour estimer les effets quadratiques.
- n_0 essais au centre du domaine (pour estimer la variabilité)

Coût : $N = 2^{k-r} + 2k + n_0$

k	2	3	4	5
n	9	15	25	27
p	6	10	15	21

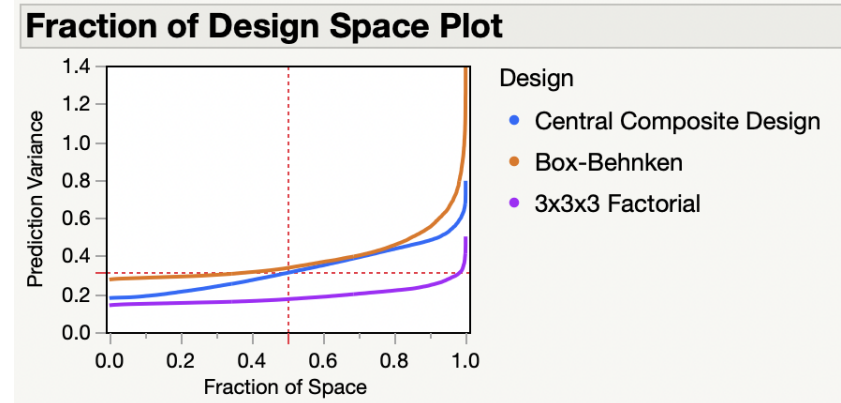
avec
 $n_0 = 1r$
 $= 0,$

Comparaison de la qualité des plans

On compare le plus souvent les plans sur base de leur coût, de la qualité des estimateurs des paramètres (puissances) et des prédictions.

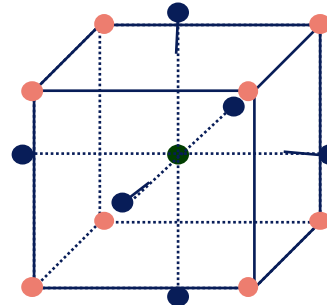
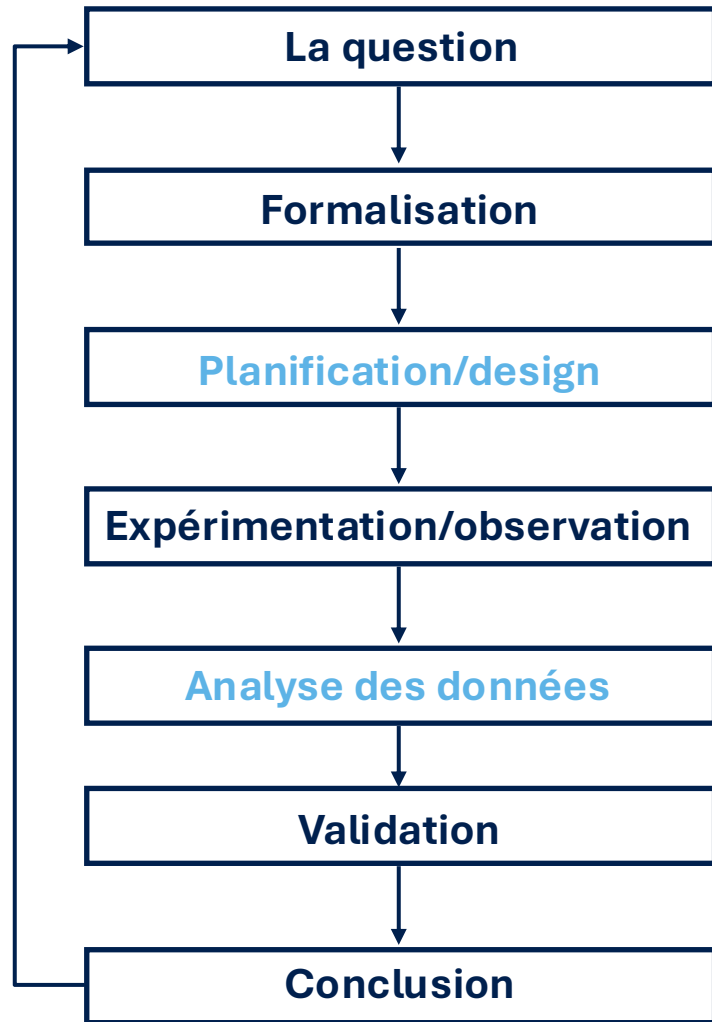
Comparaison des plans à 3 facteurs : Composite, Box-Behnken et factoriel avec $N_0 = 3$ et $\alpha = 1$ pour le plan composite.

Power Analysis				
Significance Level	0.05			
Anticipated RMSE	1			
		N=17	N=15	N=29
Term	Anticipated Coefficient	Central Composite Design Power	Box-Behnken Power	3x3x3 Factorial Power
Intercept	1	0.522	0.291	0.632
X1	1	0.774	0.623	0.980
X2	1	0.774	0.623	0.980
X3	1	0.774	0.623	0.980
X1*X2	1	0.681	0.368	0.907
X1*X3	1	0.681	0.368	0.907
X2*X3	1	0.681	0.368	0.907
X1*X1	1	0.294	0.345	0.687
X2*X2	1	0.294	0.345	0.687
X3*X3	1	0.294	0.345	0.687



Design Diagnostics		
	Efficiency of Central Composite Design Relative to Box-Behnken	Efficiency of Central Composite Design Relative to 3x3x3 Factorial
D-efficiency	1.277	0.564
G-efficiency	1.756	0.632
A-efficiency	1.148	0.525
I-efficiency	1.190	0.579
Additional Run Size	2	-12
Good 1.50 1.25 0.80 0.67 Bad		

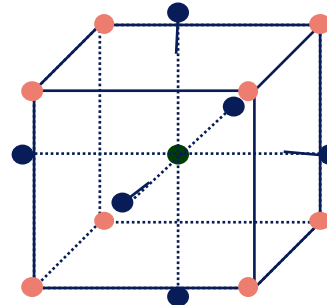
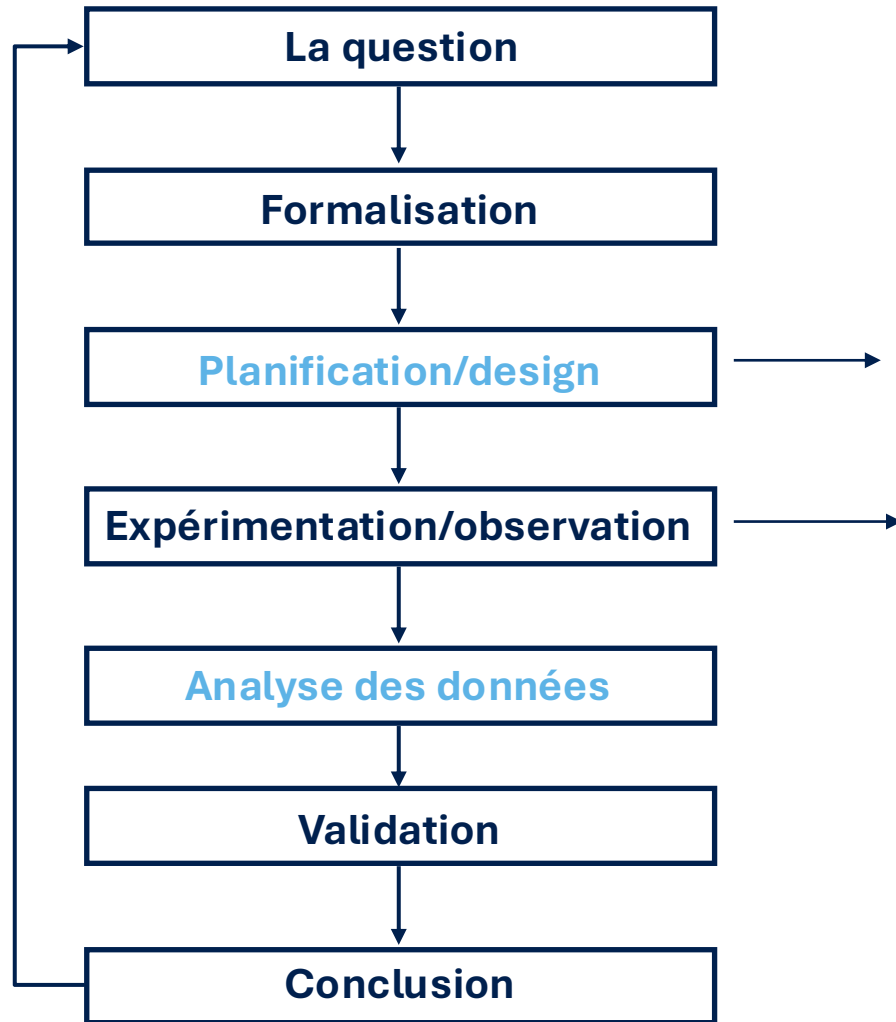
Retour à l'exemple 5



$N = 15 + 4 \text{ rép. au centre}$

	Temp	Press	Duree	Ts	PS	DS	Bond	Print
1	120	50	0.2	-1	-1	-1	13.2	3.35
2	120	50	2	-1	-1	1	89.85	2.04
3	120	100	1.1	-1	0	0	65.32	3.87
4	120	150	0.2	-1	1	-1	11.25	4.48
5	120	150	2	-1	1	1	89.97	3.01
6	150	50	1.1	0	-1	0	91.45	3.14
7	150	100	0.2	0	0	-1	70.53	3.54
8	150	100	1.1	0	0	0	86.89	3.81
9	150	100	1.1	0	0	0	91.03	3.63
10	150	100	1.1	0	0	0	93.11	3.46
11	150	100	1.1	0	0	0	89.41	3.74
12	150	100	1.1	0	0	0	88.71	3.62
13	150	100	2	0	0	1	80.92	2.46
14	150	150	1.1	0	1	0	93.29	4.36
15	180	50	0.2	1	-1	-1	92.94	2.04
16	180	50	2	1	-1	1	44.53	1.11
17	180	100	1.1	1	0	0	81.55	2.32
18	180	150	0.2	1	1	-1	91.53	2.77
19	180	150	2	1	1	1	41.83	2.07

Retour à l'exemple 5 (alternative + analyses avec R)



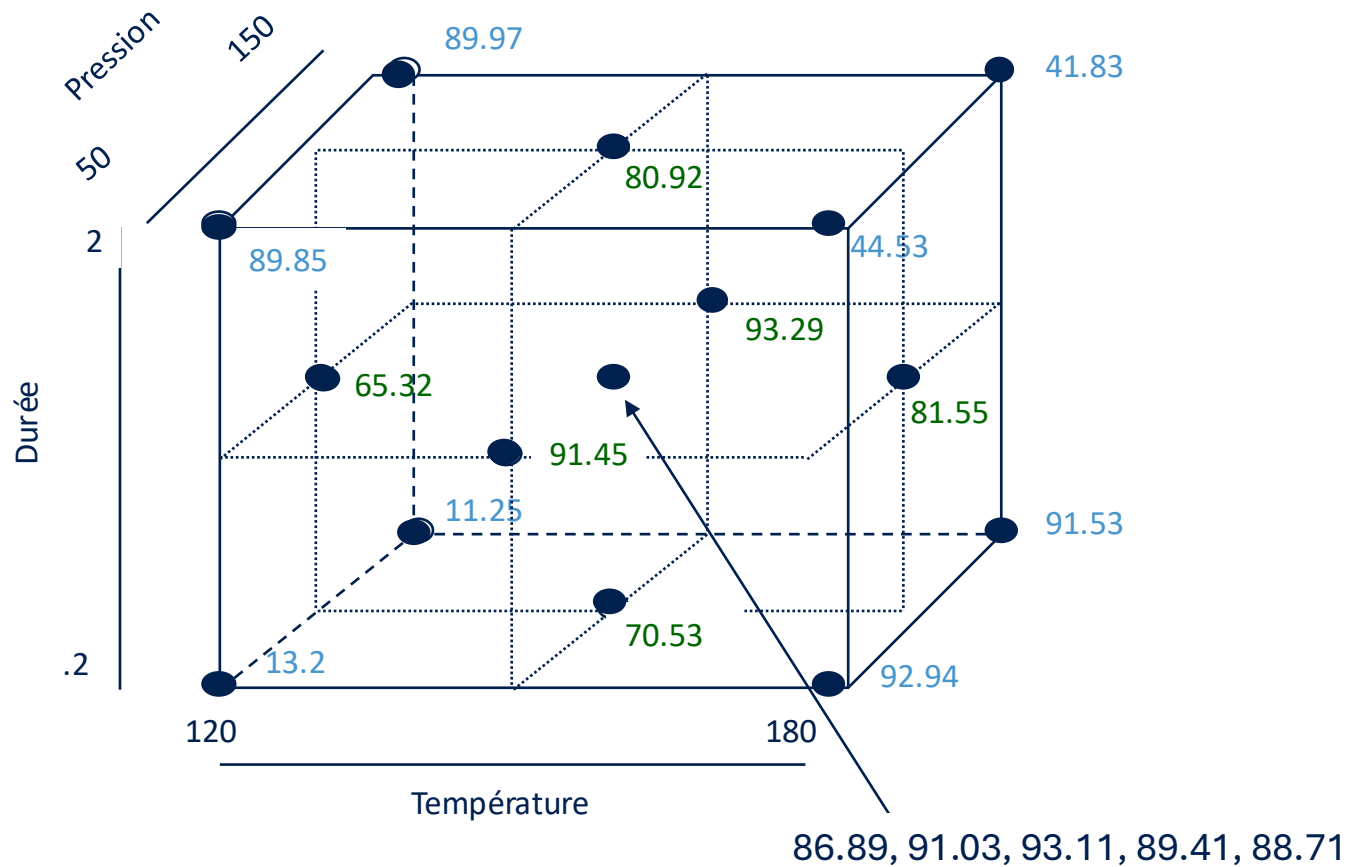
*On garde 3
essais (N = 3)
pour "valider"
nos résultats.*

$N = 15 + 2$ rép au centre

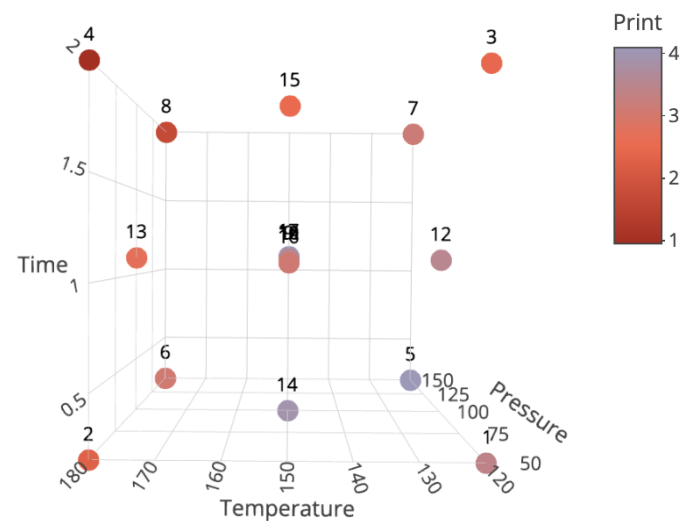
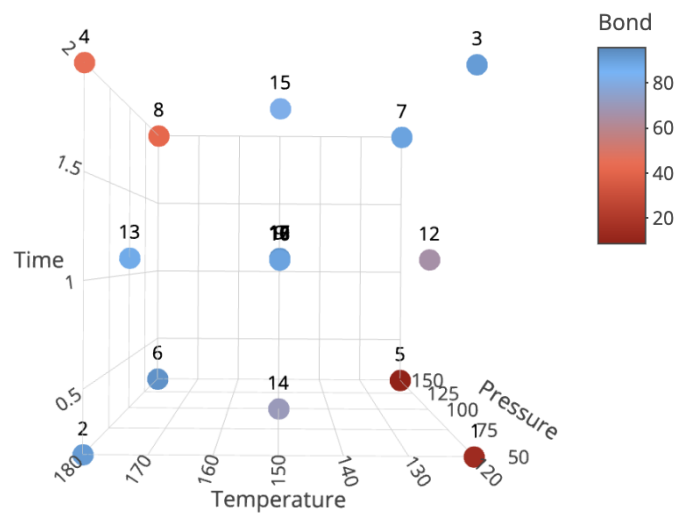
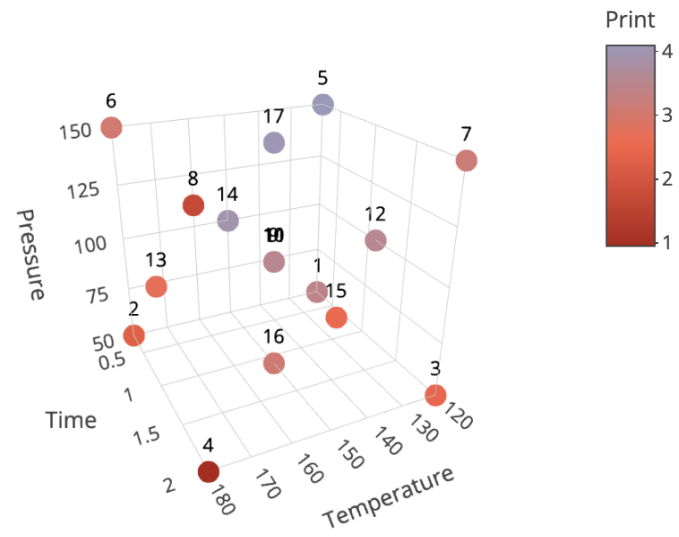
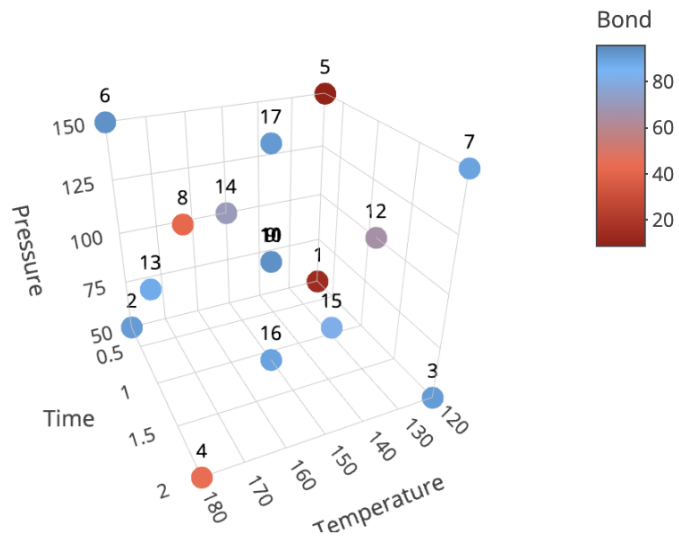
Trial_number	Temperature	Time	Pressure	Bond	Print
1	120	0.2	50	13.65	3.41
2	180	0.2	50	91.46	2.27
3	120	2.0	50	91.17	2.45
4	180	2.0	50	44.73	0.95
5	120	0.2	150	8.66	4.09
6	180	0.2	150	93.49	3.07
7	120	2.0	150	89.58	3.16
8	180	2.0	150	41.14	1.67
9	150	1.1	100	95.74	3.79
10	150	1.1	100	89.75	3.59
11	150	1.1	100	93.72	3.51
12	120	1.1	100	65.82	3.52
13	180	1.1	100	87.65	2.70
14	150	0.2	100	70.68	3.93
15	150	2.0	100	81.65	2.51
16	150	1.1	50	89.71	3.10
17	150	1.1	150	91.93	4.04

Analyse visuelle des résultats (bond)

Que peut-on dire sur l'effet des facteurs ?



Analyse visuelle des résultats



Analyse statistique des résultats

Résultats expérimentaux

Essais	ξ_1	ξ_2	Y
1	1	3	86.89
2	4	5	93.29
3	4	1	91.03
4	3	3	91.45
5	5	3	65.32
6	2	5	89.85
7	2	1	13.20
8	3	3	89.97

Modèle choisi dans l'étape de formalisation

$$Y=f(X_1, X_2...X_k; \beta_1, \beta_2,.. \beta_p)+\varepsilon$$

Analyse visuelle
des résultats

Ajustement du modèle aux données
par régression linéaire multiple

Vérification de la **qualité** du modèle

Interprétation des effets des facteurs sur les réponses

Utilisation du modèle estimé pour faire des **prédictions**

Recherche de conditions de fabrication **optimales**

Réponse Bond : Modèle de régression

Summary of Fit

RSquare	0.997131
RSquare Adj	0.994262
Root Mean Square Error	2.024217
Mean of Response	74.06895
Observations (or Sum Wgts)	19

99.7% de la variance
du Bond expliquée
par le modèle. 😊

Estimation de
l'écart-type
des erreurs

Analysis of Variance

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Ratio
Model	9	12817.009	1424.11	347.5601
Error	9	36.877	4.10	Prob > F
C. Total	18	12853.886		<.0001*

Le modèle explique
quelque chose: au moins
un terme est significatif

Parameter Estimates

Term	Estimate	Std Error	t Ratio	Prob> t
Intercept	41.396	3.612	11.46	<.0001*
Temp	0.276	0.021	12.93	<.0001*
Press	-0.008	0.013	-0.64	0.5378
Duree	7.517	0.711	10.57	<.0001*
(Temp-150)*(Temp-150)	-0.019	0.001	-14.14	<.0001*
(Temp-150)*(Press-100)	-0.000	0.000	-0.40	0.6997
(Press-100)*(Press-100)	0.001	0.000	1.32	0.2188
(Temp-150)*(Duree-1.1)	-1.174	0.027	-44.27	<.0001*
(Press-100)*(Duree-1.1)	0.002	0.016	0.14	0.8946
(Duree-1.1)*(Duree-1.1)	-18.55	1.512	-12.27	<.0001*

Equation
du modèle

Termes liés à la
pression non-
significatifs
p-valeur >> 0.05

Réponse Bond : Modèle de régression

Bond ~ Temperature + Time + Pressure + Temperature:Time + Temperature:Pressure + Time:Pressure + I(Temperature^2) + I(Time^2) + I(Pressure^2)

Equation du modèle

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-5.734e+02	4.066e+01	-14.100	2.14e-06	***
Temperature	6.796e+00	5.634e-01	12.062	6.14e-06	***
Time	2.314e+02	7.423e+00	31.173	9.03e-09	***
Pressure	5.998e-02	1.677e-01	0.358	0.731	
I(Temperature^2)	-1.742e-02	1.858e-03	-9.376	3.27e-05	***
I(Time^2)	-2.006e+01	2.065e+00	-9.717	2.58e-05	***
I(Pressure^2)	-6.389e-04	6.690e-04	-0.955	0.371	
Temperature:Time	-1.192e+00	3.585e-02	-33.256	5.76e-09	***
Temperature:Pressure	4.183e-04	6.453e-04	0.648	0.537	
Time:Pressure	-6.167e-03	2.151e-02	-0.287	0.783	

Termes liés à la pression non-significatifs
 p -valeur $\gg 0.05$

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

Residual standard error: 2.738 on 7 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.996, Adjusted R-squared: 0.9908

F-statistic: 192.7 on 9 and 7 DF, p-value: 1.517e-07

Estimation de l'écart-type des erreurs

99.6% de la variance du Bond expliquée par le modèle. 😊

Le modèle explique quelque chose: au moins un terme est significatif

Bond: Vérification de la qualité du modèle de régression

Le modèle n'est qu'une « imitation » du phénomène réel.

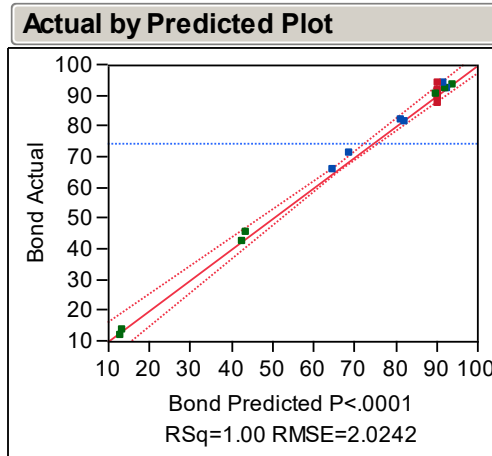
Il est donc indispensable de le valider et de vérifier les hypothèses statistiques sous-jacentes !

*« All models are wrong, but some are useful »
(Box)*

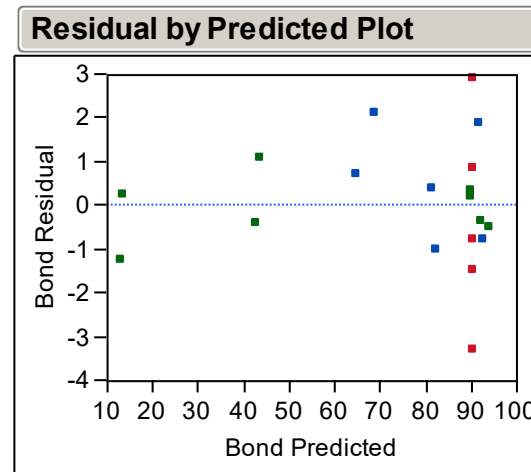
Lack Of Fit

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Ratio
Lack Of Fit	5	14.604303	2.92086	0.5246
Pure Error	4	22.272800	5.56820	Prob > F
Total Error	9	36.877103		0.7523
				Max RSq
				0.9983

L'équation du modèle semble valide car la variance des résidus est proche de la variance expérimentale



Les valeurs prédites par le modèle sont proche des points observés. 😊



Les résidus doivent, si possible, être répartis de manière homogène autour de 0.

Bond: Vérification de la qualité du modèle de régression

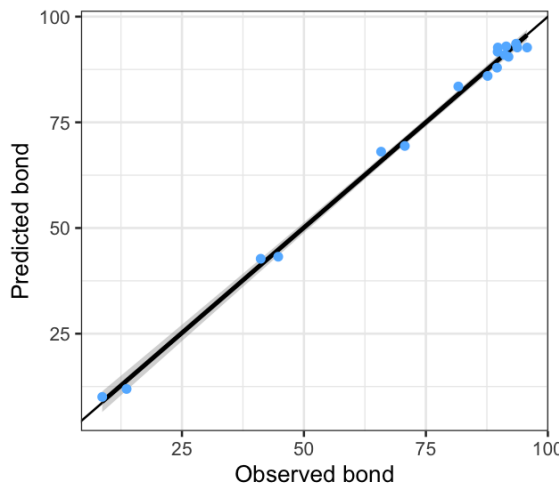
Le modèle n'est qu'une « imitation » du phénomène réel.

Il est donc indispensable de le valider et de vérifier les hypothèses statistiques sous-jacentes !

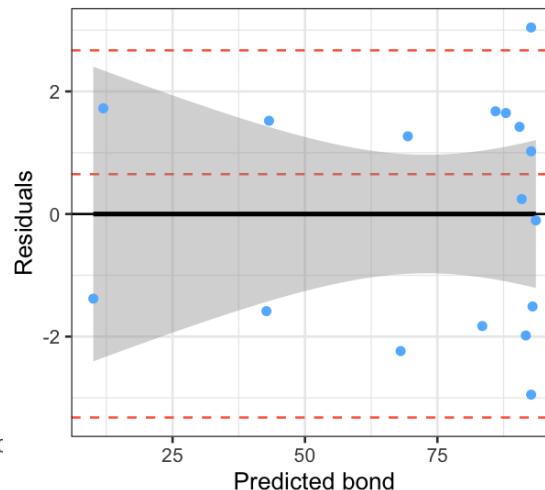
source	df	SSE	MSE	F_stat	p_value
pure error	2	18.57	9.287	NA	NA
lack of fit	5	33.89	6.779	0.7299	0.5271
model residuals	7	52.47	7.495	NA	NA

« *All models are wrong, but some are useful* »
(Box)

L'équation du modèle semble valide car la variance des résidus est proche de la variance expérimentale



Les valeurs prédites par le modèle sont proche des points observés. 😊



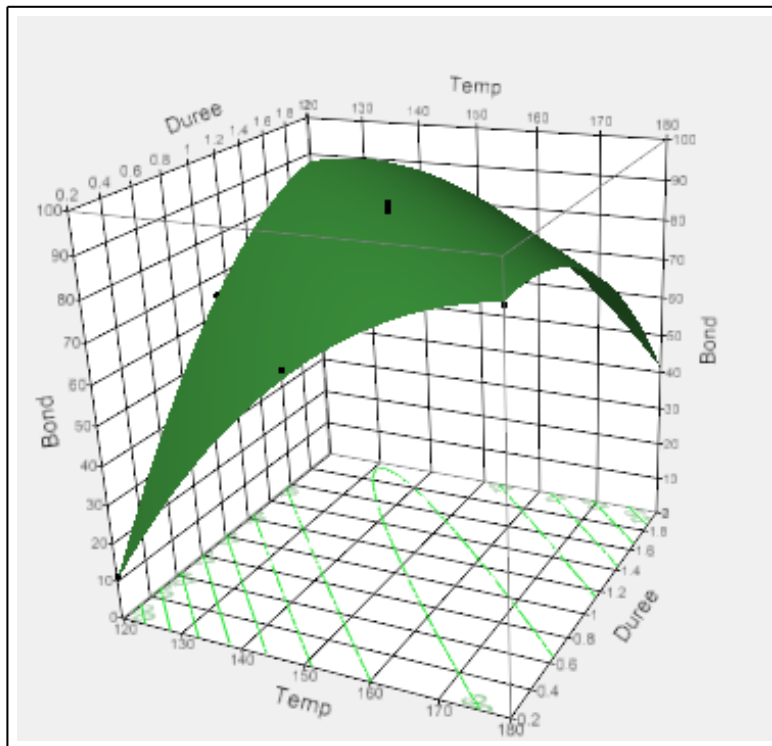
Les résidus doivent être répartis de manière homogène autour de 0.

Les 3 lignes rouges représentent la différence entre les valeurs de bond des répétitions au centre et leur moyenne (= variabilité expérimentale)

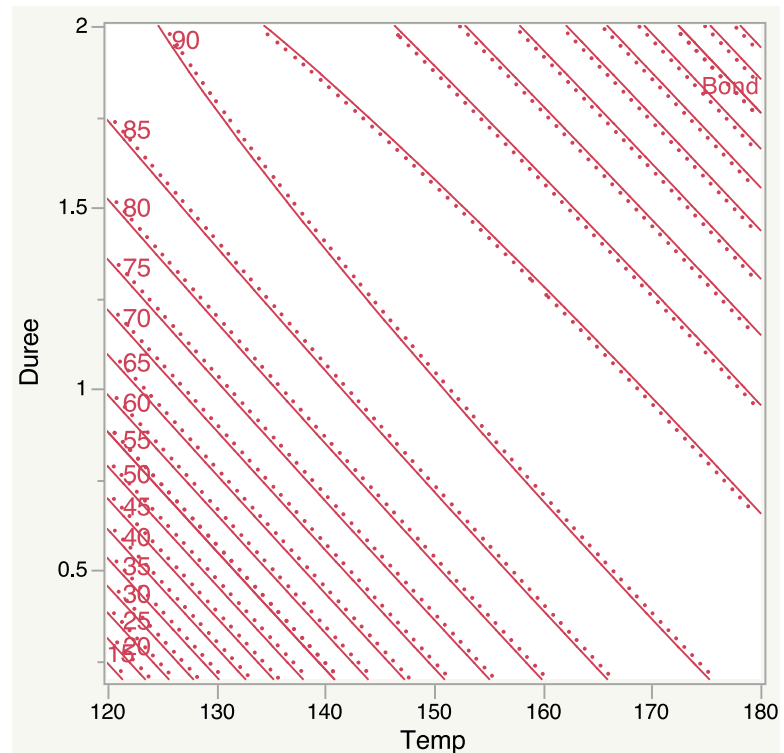
Visualisation du modèle réponse Bond

Puisque la pression ne semble pas utile pour prédire le bond, on peut représenter le bond en fonction de la température et de la durée.

Surface de réponse



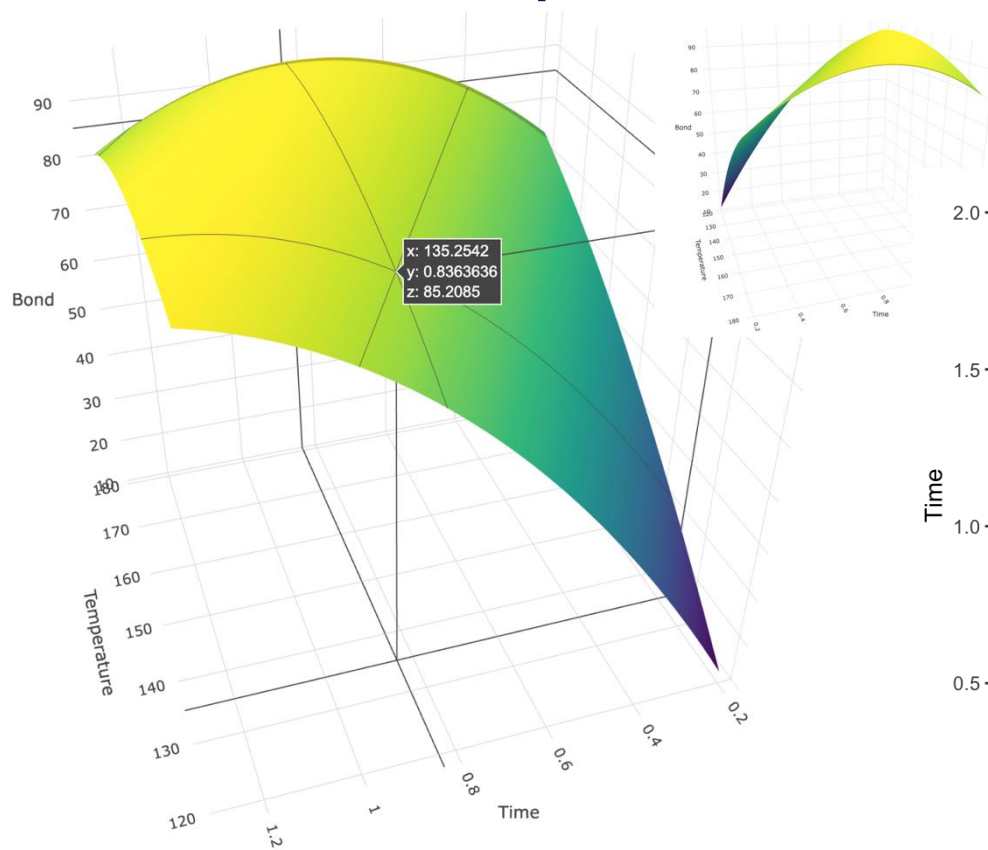
Courbes de niveau



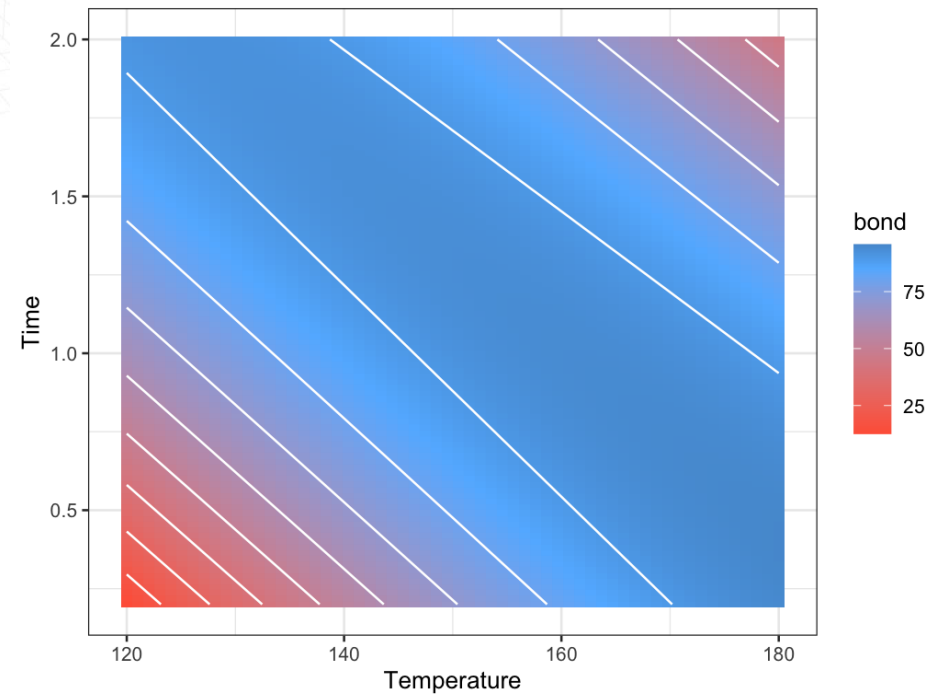
Visualisation du modèle réponse Bond

On observe qu'il y a de nombreuses combinaisons de la température & durée qui nous permettent d'avoir un bond attendu de ~85.

Surface de réponse



Courbes de niveau



Modélisation de la réponse « Print »

Summary of Fit

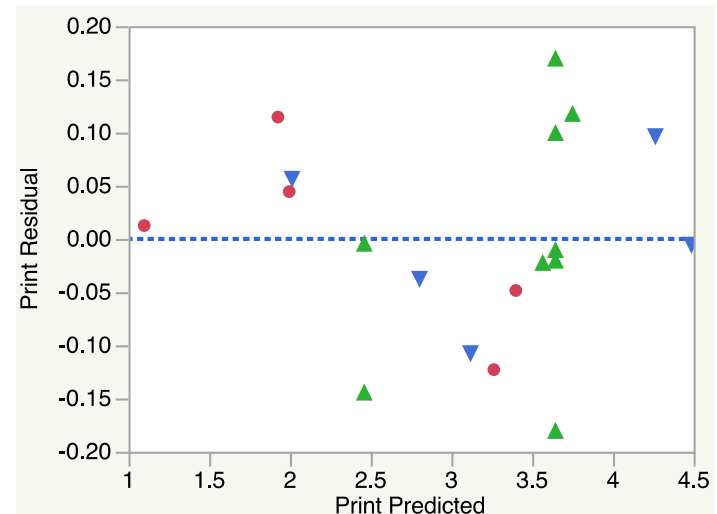
RSquare	0.988508
RSquare Adj	0.977016
Root Mean Square Error	0.135316
Mean of Response	3.095789
Observations (or Sum Wgts)	19

Lack Of Fit

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Ratio
Lack Of Fit	5	0.09371281	0.018743	1.0547
Pure Error	4	0.07108000	0.017770	Prob > F
Total Error	9	0.16479281		0.4932
			Max RSq	0.9950

Parameter Estimates

Term	Estimate	Std Error	t Ratio	Prob> t
Intercept	6.5298247	0.241431	27.05	<.0001*
Temp	-0.021467	0.001426	-15.05	<.0001*
Press	0.01002	0.000856	11.71	<.0001*
Duree	-0.61	0.047545	-12.83	<.0001*
(Temp-150)*(Temp-150)	-0.000591	0.000091	-6.50	0.0001*
(Temp-150)*(Press-100)	-3.417e-5	3.189e-5	-1.07	0.3119
(Press-100)*(Press-100)	4.9258e-5	3.274e-5	1.50	0.1668
(Temp-150)*(Duree-1.1)	0.0053241	0.001772	3.00	0.0148*
(Press-100)*(Duree-1.1)	0.0001944	0.001063	0.18	0.8589
(Duree-1.1)*(Duree-1.1)	-0.773896	0.101063	-7.66	<.0001*



Modélisation de la réponse « Print »

```
Print ~ Temperature + Time + Pressure + Temperature:Time + Temperature:Pressure  
+ Time:Pressure + I(Temperature^2) + I(Time^2) + I(Pressure^2)
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-7.831e+00	2.363e+00	-3.314	0.01288	*
Temperature	1.574e-01	3.274e-02	4.807	0.00195	**
Time	1.041e+00	4.314e-01	2.412	0.04665	*
Pressure	1.122e-02	9.748e-03	1.151	0.28735	
I(Temperature^2)	-5.805e-04	1.080e-04	-5.375	0.00104	**
I(Time^2)	-5.092e-01	1.200e-01	-4.243	0.00383	**
I(Pressure^2)	-2.499e-05	3.888e-05	-0.643	0.54097	
Temperature:Time	-3.843e-03	2.084e-03	-1.844	0.10768	
Temperature:Pressure	1.083e-05	3.750e-05	0.289	0.78106	
Time:Pressure	-1.389e-04	1.250e-03	-0.111	0.91466	

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

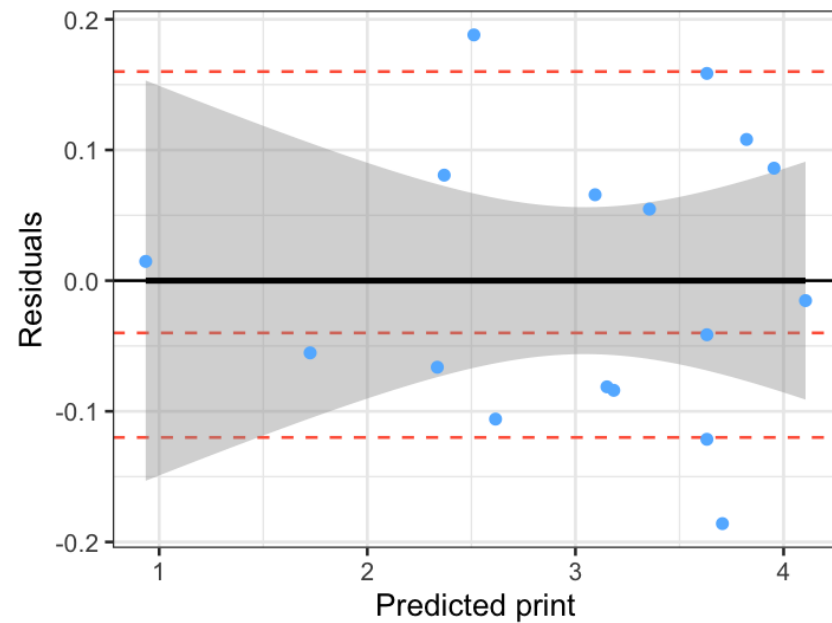
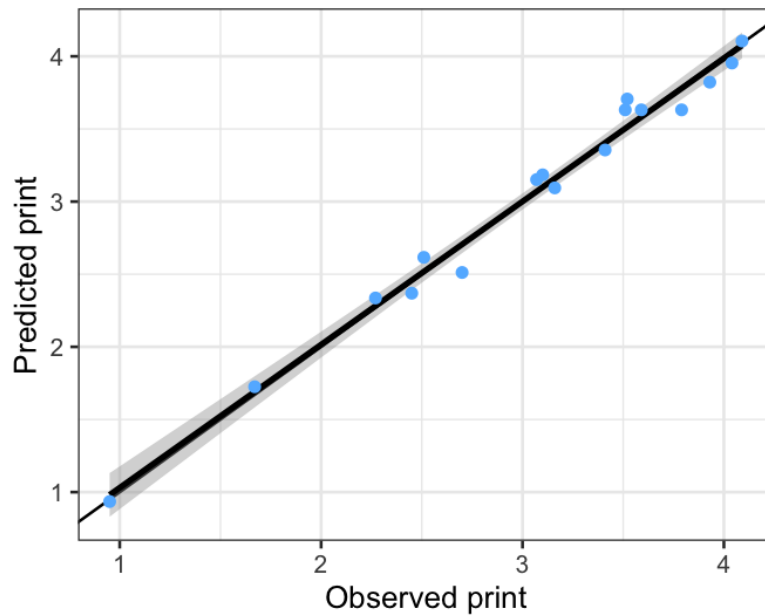
Residual standard error: 0.1591 on 7 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9852, Adjusted R-squared: 0.9661

F-statistic: 51.66 on 9 and 7 DF, p-value: 1.422e-05

On voit que pour la qualité visuelle de la soudure, la pression ne semble pas importante non plus. Et comme pour le « bond » il semble qu'on ait un bon modèle. Il faut quand même le vérifier.

Modélisation de la réponse « Print »

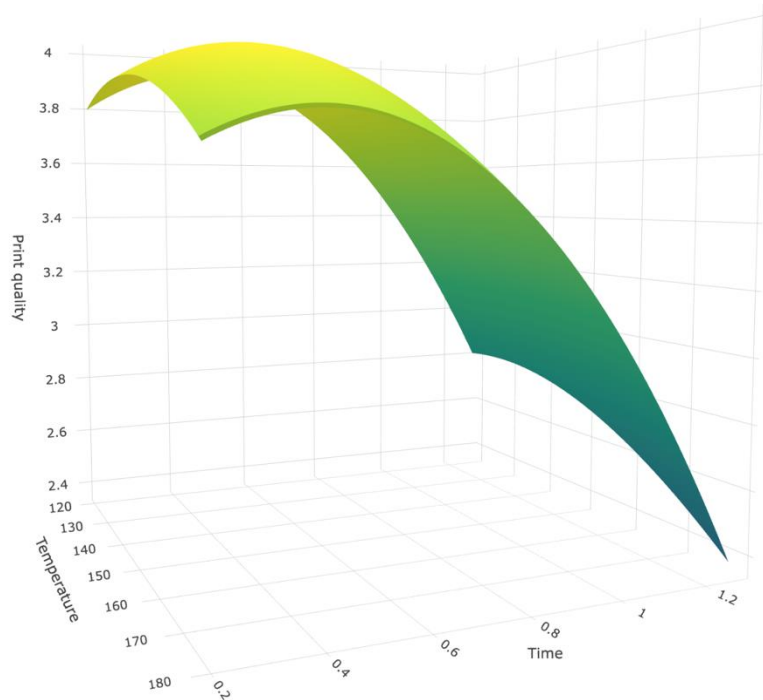


source	df	SSE	MSE	F_stat	p_value
pure error	2	0.0416	0.0208	NA	NA
lack of fit	5	0.1356	0.02713	1.304	0.3501
model residuals	7	0.1772	0.02532	NA	NA

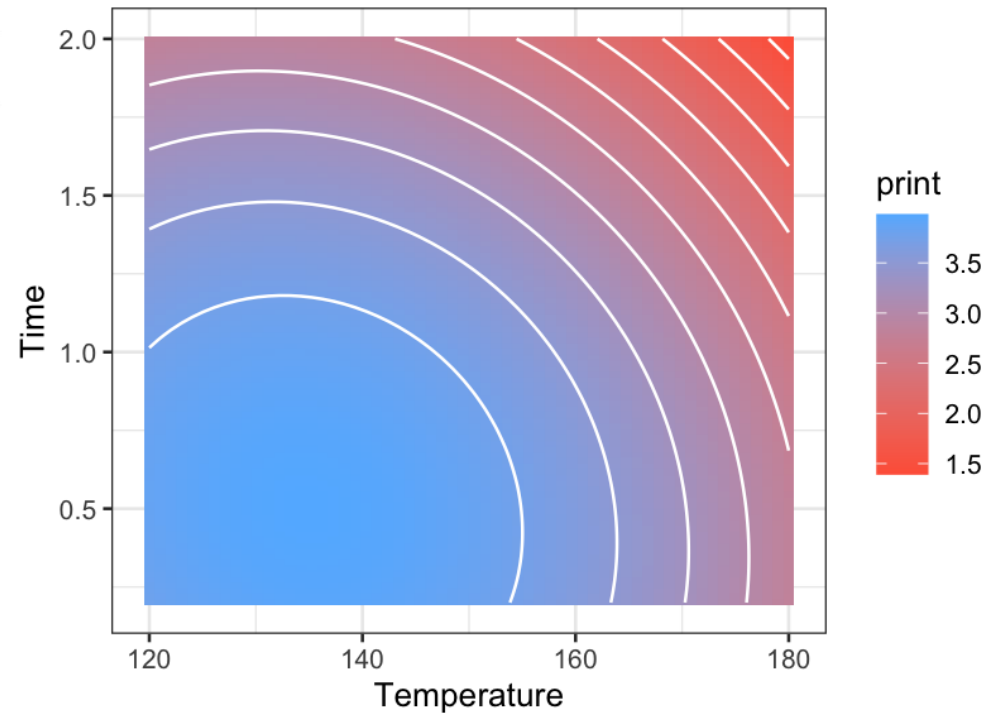
Le modèle semble bien fitter les données.

Visualisation du modèle « Print »

Surface de réponse



Courbes de niveau



Pour le print, puisqu'on cherche à le maximiser, il n'y a qu'un seul point considéré comme optimum.

Optimisation par recherche de zone de compromis

En général les optima individuels des réponses sont **contradictoires** et il faudra rechercher une ou plusieurs solutions de **compromis**.

Principe simple d'optimisation:

Donner pour chaque réponse un objectif et une zone d'acceptation.

Rechercher graphiquement les **zones qui répondent aux critères**.

Exemple :

Bond : cible = 85. Accepté à $85 \pm \delta$,

Print : à maximiser avec un min de μ

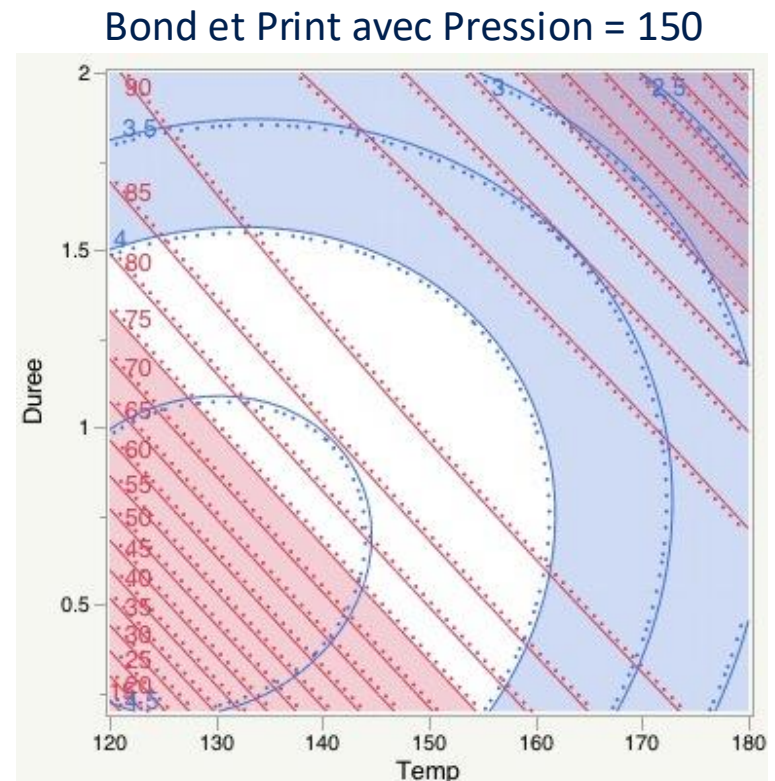
Optimum proposé

Temp = 140, Durée = 1, Pression=150

Bond prédit = 84.8 Print prédit = 4.5

Intervalles de prédiction à 95% :

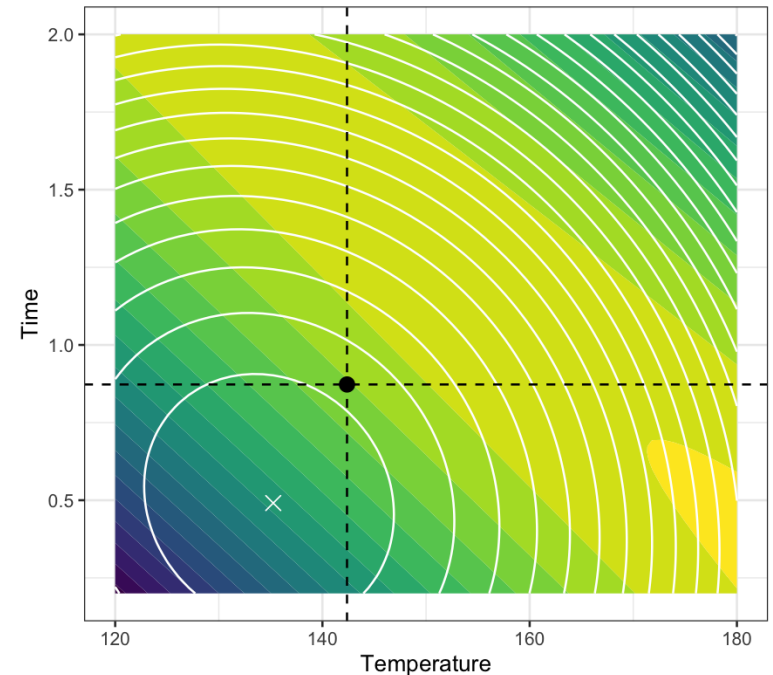
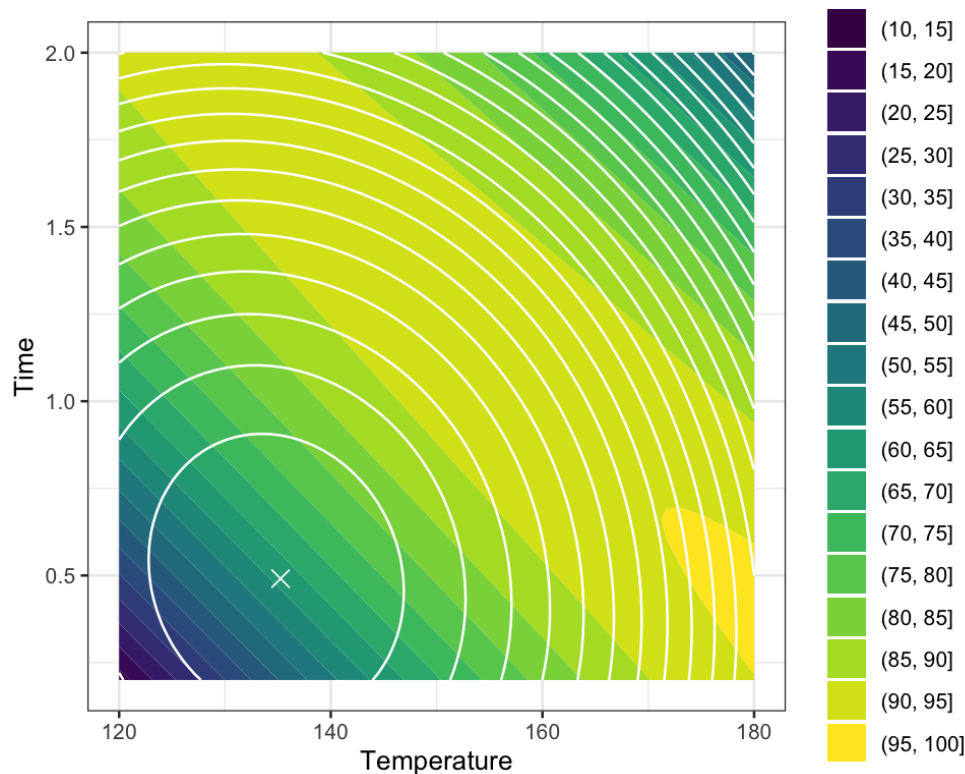
[79.2,90.3] et [4.12, 4.87]



Optimisation par recherche de zone de compromis

En général les optima individuels des réponses sont contradictoires et il faudra rechercher une ou plusieurs solutions de compromis.

Couleurs = bond; contours blanc = print
(max sur la croix) pour pression = 100



Optimum proposé (pour ces données)

Temp = 142, Durée = 0.9, Pression = 100

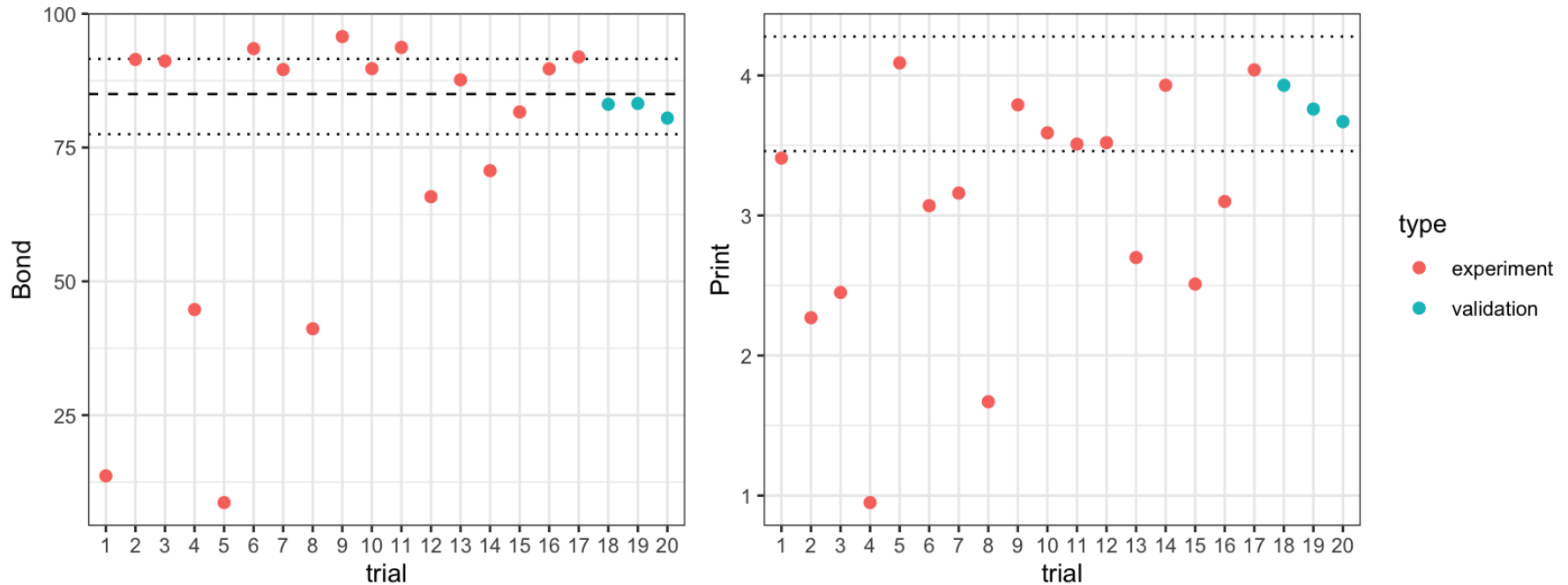
Bond prédit = 84.5 Print prédit = 3.9

Intervalle de prédiction à 95% :

[77.49, 91.56] et [3.46, 4.28]

Validation

Dans le cas où on a gardé 3 essais pour « valider » nos résultats, on peut répéter 3 essais à l'optimum trouvé et examiner nos mesures.



Pointillés: intervalles de prédiction