

---

LA THEORIE STATISTIQUE  
POUR  
LES RECHERCHES DANS  
LES SYSTEMES D'EXPLOITATION AGRICOLES

Report #46

**AGRICULTURAL DEVELOPMENT SUPPORT II  
HAITI**



**University of Arkansas,  
Fayetteville**

ADS II  
Projet d'Appui au Développement Agricole

LA THEORIE STATISTIQUE

POUR

LES RECHERCHES DANS LES SYSTEMES D'EXPLOITATION AGRICOLES

USAID Contrat # 521-0092  
entre  
L'Université d'Arkansas/  
Winrock International  
et  
le Ministère de l'Agriculture  
Haiti

R. Quentin Grafton

Rapport # 46  
décembre 1987.

## LECON 1

### Introduction à ANOVA

ANOVA, ou l'analyse de variance, est un ensemble de procédés statistiques pour évaluer la signification entre les moyennes dans un groupe de données.

Dans certaines conditions, l'ANOVA peut être considéré comme un modèle linéaire statistique.

$$Y_{ij} = U + T_i + E_{ij}$$

ainsi

$Y$  = Variable dépendante pour un traitement  $i$  et unité expérimentale  $j$  (par exemple, le rendement d'une culture en Kg/Ha).

$U$  = La vraie moyenne ou la moyenne de la population. La valeur de la variable dépendante serait prise avec expérimentation successive et sans traitements et erreur expérimentale.

$T_i$  = Les traitements ou le niveau d'un facteur à analyser (par exemple, la dose d'engrais en Kg/Ha).

$E_{ij}$  = Erreur expérimentale.

L'erreur expérimentale peut être considérée comme "défaut de deux unités expérimentales avec les mêmes traitements ce qui donne des résultats identiques". Cette erreur est une combinaison de plusieurs erreurs:

- erreur d'expérimentation
- erreur de mesurage
- erreur d'observation
- les influences des facteurs en dehors l'expérimentation peuvent affecter les résultats.

Un but du dessin expérimental est de minimiser autant que possible l'erreur expérimentale. Ceci va nous permettre d'évaluer correctement les facteurs à analyser

La méthode générale consiste à grouper les unités expérimentales. Par exemple, si dans un essai le type du sol parmi les unités expérimentales peut affecter les résultats, nous devons grouper les unités pour déterminer les effets de traitements.

Une autre façon de réduire l'erreur d'expérimentation est de randomiser le dessin expérimental. Nous pouvons affirmer que les erreurs sont indépendantes en faisant une sélection des traitements pour des unités expérimentales choisies au hasard. En général, les erreurs associées aux unités expérimentales ont tendance à être corrélatives. La randomisation minimise cette

correlation.

Pour exécuter les tests de signification sur les traitements à analyser, l'erreur expérimentale doit répondre à certaines conditions.

(1) Les erreurs doivent être distribuées de façon normale.

(2) Les erreurs doivent être distribuées de la même façon. C'est-à-dire, la valeur des variables indépendantes n'affecte pas la variance des erreurs. Par exemple, si nous analysons l'effet d'engrais sur le rendement d'une culture, la variation dans les erreurs ne sera pas affecter par la dose d'engrais appliquée.

(3) Les erreurs doivent être distribuées indépendamment d'elles-mêmes. C'est-à-dire, la valeur d'une erreur n'affecte pas la valeur d'une autre i.e., il n'y aucune corrélation entre les erreurs. Cette erreur est minimisée par la sélection au hasard des traitements pour les unités expérimentales.

En résumé, un important aspect du dessin expérimental est de minimiser l'erreur expérimentale. Cette erreur est constituée de différents aspects: l'erreur expérimentale, l'erreur d'observation, l'erreur de mesurage et l'erreur causée par les facteurs en dehors du contrôle du chercheur. Les tests de signification dans l'ANOVA pour déterminer l'erreur doivent se conformer à certaines exigences. Condition: l'erreur doit être distribuée de façon normale, identique et indépendante.

### Procédure Pour Créer un Tableau d'ANOVA

Dans ANOVA nous voudrions calculer la variation des facteurs à analyser, les répétitions des unités expérimentales et l'erreur. Connaissant la variance de chacun des composants nous pouvons déterminer leurs significations sur la variable dépendante.

Pour calculer les variances individuelles, il est nécessaire d'établir un tableau de valeurs des unités expérimentales classifiées selon les facteurs à traiter. L'exemple d'un tel tableau est donné au tableau 1, avec 6 répétitions et 4 traitements.

Tableau 1 - Exemple de Format pour l'Analyse des Données

	T1	T2	T3	T4	
répétition 1	60	59	62	60	241
répétition 2	47	60	61	51	219
répétition 3	51	35	60	40	186
répétition 4	58	32	62	50	202
répétition 5	62	54	60	62	238
répétition 6	40	62	61	61	224
	---	---	---	---	---
	318	302	366	324	1310

Les meilleures formules pour calculer l'ANOVA à la main sont données ci-dessous.

$$\text{facteur de correction (cf)} = (\sum X)^2 / n$$

$$\text{totals de la somme des carrés (SS tot)} = \sum X^2 - cf$$

$$\text{traitement de la somme des carrés (SS treat)} = \sum T^2 / r - cf$$

$$\text{répétitions de la somme des carrés (SS rep)} = \sum R^2 / t - cf$$

$$\text{erreur de la somme des carrés} = SStot - SS\text{treat} - SS\text{rep}$$

Avec référence au tableau 1, la somme des carrés aura les valeurs suivantes.

$$\text{Facteur de correction} = (1310)^2 / n = 71504.17$$

$$SStot = ( (60)^2 + (47)^2 + \dots (61)^2 ) - cf = 1999.83$$

$$SS\text{treat} = ( (318)^2 + (302)^2 + (366)^2 + (324)^2 ) / 6 - cf = 372.5$$

$$SS\text{rep} = ( (241)^2 + (219)^2 + \dots (224)^2 ) / 4 - cf = 561.5$$

$$SS\text{erreur} = 1999.83 - 561.33 - 372.5 = 1066$$

Les degrés de liberté(df) pour chaque somme des carrés sont:

$$\text{df SS. tot} = n - 1$$

$$\text{df SS. treat} = t - 1$$

$$\text{df SS. rep} = r - 1$$

$$\text{df SS. erreur} = (r - 1) (t - 1)$$

ainsi

n = nombre d'observations

t = nombre de traitements

r = nombre de répétitions ou blocks.

Si nous divisons les sommes des carrés par leurs degrés de liberté nous obtenons les variances composantes sous investigation. Dans la terminologie d'ANOVA ces variances sont souvent appelées les moyennes des carrés.

Un assemblage des sommes des carrés, les moyennes des carrés et les degrés de liberté établissent le tableau d'ANOVA. L'ANOVA pour l'exemple donné est présenté au tableau 2.

Tableau 2 = Exemple d'un ANOVA

source de variation	DF	SS	MS	F Ratio
total	23	1999.83	86.95	
répétition	5	561.33	112.27	1.58NS
traitements	3	372.5	124.17	1.75NS
erreur	15	1066.0	71.07	

-----  
 cv = 15.44%

Bien qu'il existe plusieurs facons de présenter le tableau, le format au tableau 2 est des plus usités.

Le facteur de variation (CV) est souvent donné dans l'ANOVA parce qu'il indique une mesure de la variation totale de l'experimentation. Le plus élevele CV, le plus haut au niveau de l'erreur experimentale. Puisque le CV est toujours donné comme un pourcentage, on peut comparer les CV's de differents essais. La formule est la suivante:

$$CV = (\sqrt{MS\ erreur} / \bar{x}) \times 100$$

ou  $\bar{x}$  = moyenne globale

Pour l'exemple au tableau 2.

$$CV = (\sqrt{71.07} / \bar{x}) \times 100$$

$$= 15.44\%$$

La proportion F, ou le test de signification des facteurs à traiter se calcule en divisant la moyenne respective des carrés par la moyenne des carrés de l'erreur. Cette proportion est comparée avec la valeur F dans le "Fisher's Distribution Table". Si la proportion est plus grande que la valeur dans le tableau à des niveaux de signification spécifiée, le facteur à traiter a une influence significative sur la variable dependante. Si le facteur est significatif au niveau de 5%, on place une \* à côté de la proportion F dans le tableau ANOVA, si le facteur est significatif au niveau 1% on place deux \* à côté de la proportion F et si le facteur n'atteint pas 10% de signification on place NS à côté de F pour indiquer que le facteur n'a pas une valeur statistique pouvant influencer la variable dependante.

A comprendre mieux l'utilisation de la proportion F on doit savoir les hypothèses que nous testons et pourquoi nous employons Fisher's Distribution Table. Se rappeler que dans le modèle lineaire la variable dependante (par exemple, rendement Kg/Ha) est déterminée par sa vraie moyenne, les influences des traitements, les répétitions et l'erreur experimentale. Si les traitements ou les répétitions affectent la variable dependante significativement, on peut présumer que leurs variances soient plus grandes que l'erreur experimentale. C'est-à-dire, on ne peut pas dire que la variation dans la variable dependante est causée

seulement par la variation dans l'erreur expérimentale. Donc, plus les traitements ou les répétitions sont significatives, le plus élevé est le résultat de la division de la moyenne des carrés des traitements et répétitions par la moyenne des carrés de l'erreur expérimentale - la proportion F.

La proportion F est comparée aux valeurs dans le tableau F parce qu'il représente les valeurs anticipées de la division de deux variances égales avec des niveaux différents de signification et des degrés de liberté. Ces degrés de liberté sont les degrés de liberté pour le numérateur et dénominateur dans la proportion F. Les niveaux de signification pour comparaison entre la valeur dans le tableau F et la proportion F sont généralement 1%, 5% et 10%. Ici, 1% indique qu'il y a seulement 1% de chance d'affirmer qu'un facteur est significatif lorsqu'il affecte la variable dépendante quand en réalité il n'est pas significatif.

L'hypothèse testée dans la proportion F est rarement mentionnée dans l'ANOVA. L'hypothèse testée dans l'exemple trouvé au tableau 2 avec la proportion F pour les traitements est donnée ci-dessous.

$$H_0 : \sigma_T^2 = 0$$

c'est-à-dire, l'influence du facteur (les traitements analytiques) n'a pas un effet sur la variable dépendante (par exemple, rendement Kg/Ha).

L'hypothèse est testée comme suit.

MS Trait./MS Erreur avec (t-1) et (t-1)(r-1) degrés de liberté

ceci est comparée à la valeur dans le tableau F au niveau de 5% de signification, i.e.

F.95 avec ((t-1), (t-1)(r-1)) degrés de liberté

Si la proportion F > la valeur tableau F, par conséquence nous rejetons l'hypothèse et affirmons que le facteur a une influence significative sur la variable dépendante avec 5% de niveau de probabilité.

Pour les données présentées au tableau 2, les calculs sont les suivants.

Traitements - la proportion F = 124.17/71.07 = 1.75 avec (3,15)DF

la valeur du tableau F = F.95(3,15)DF = 3.29

la valeur du tableau F = F.90(3,15)DF = 2.49

parce que 1.75 < 3.29, nous pouvons affirmer que les traitements ne sont pas significatifs au niveau de 5% de probabilité. Aussi parce que 1.75 < 2.49, nous ne pouvons pas rejeter notre hypothèse sur le fait que la variance des traitements est nulle.

Répétitions - la proportion  $F = 112.27/71.07 = 1.58$  avec  $(5,15)DF$

la valeur du tableau  $F = F.95(5,15)DF = 2.9$

la valeur du tableau  $F = F.90(5,15)DF = 2.27$

parce que  $1.58 < 2.9$ , nous pouvons affirmer que les répétitions ne sont pas significatives au niveau 5% de probabilité. Aussi, parce que  $1.58 < 2.27$ , nous ne pouvons pas rejeter notre hypothèse sur le fait que la variance des répétitions est nulle.

### Comment Etablir les Differences entre les Moyennes de Traitements Individuels

Quand nous avons déterminé que les traitements analytiques sont significatifs pouvant influencer la variable dépendante, nous devons trouver la signification relative parmi les traitements individuels.

D'une manière générale le test de "Least Significant Difference" permet d'évaluer les traitements individuels. Ceci est un type de plusieurs tests d'évaluation des moyennes de traitements, appelé en général "mean separation tests". On doit utiliser le LSD seulement dans conditions suivantes.

- Utilisez LSD seulement quand la proportion  $F$  est significative.

- Comprenez que plus les nombres des moyennes à tester sont élevées, plus grande est la chance de trouver une différence significative entre deux moyennes.

Néanmoins, le test est très utile dans l'évaluation des résultats des essais agricoles. Par exemple, dans un essai de comparaison des rendements de différentes variétés d'une culture, il est logique si la variété avec le plus grand rendement a une différence plus significative que les autres.

Bien qu'il existe plusieurs types de tests de séparation des moyennes, le plus recommandé dans ce cours est "Duncan's Multiple Range Test" (DMRT). Utilisant les données aux tableaux 3 et 4. La façon de calculer ce test est la suivante.

Tableau 3 - Les Données Pour Calculer DMRT

Traitements	Blocks		
	B1	B2	
T1	8.6	8.8	17.4
T2	6.4	6.7	13.1
T3	6.9	7.1	14.0
T4	6.4	7.0	13.4
	----	----	----
total	28.3	29.6	57.9



Tableau 4 - L'ANOVA du tableau 3 pour Calculer DMRT

Source de variation	DF	SS	MS	F Ratio
blocks	1	0.2113	0.2113	11.79
traitements	3	5.9137	1.9713	110.02
erreur	3	0.0538	0.0179	
-----				
total	7	6.1787		

phase (1)

Calculer le "least significant difference ranges" et arranger dans un tableau.

$$R_p = q_a S_x$$

ainsi

$q_a$  = le significatif "studentized" rangée (obtenu d'un tableau utilisant les degrés de liberté de la moyenne des carrés et le nombre de moyennes à tester).

$a$  = niveau de signification.

$p$  = nombre de moyenne.

$$S_x = \sqrt{(MS \text{ erreur} / \text{nombre de répétitions})}$$

Pour les données présentées aux tableaux 3 et 4:

La moyenne des carrés (MSE) = 0.0538

DF pour MSE = 3

Nombre de répétitions = 2

Nombre de traitements à tester ( $p$ ) = 4

Tableau Des  $R_p$

	<u>2</u>	<u>3</u>	<u>4</u>
$q_{.05}(p, 3DF)$ -du tableau	4.5	4.5	4.5
$S_x, \sqrt{(0.0538/2)}$	0.0946	0.0946	0.0946
	-----	-----	-----
$R_p, 4.5 \times 0.0946$	0.426	0.426	0.426

N.B: Dans l'exemple ci-dessus les valeurs de  $q$  du tableau sont identiques, cependant, ce n'est pas toujours le cas.

phase (2)

Arranger les moyennes à tester dans un ordre décroissant.

Traitement	Rendement (Kg/Ha)
1	8.7
3	7.0
4	6.7
2	6.55

phase (3)

Evaluer les differences entre la moyenne plus élevée et toutes les autres. i.e.

$$8.7 - 6.55 = 2.15$$

$$8.7 - 6.7 = 2.0$$

$$8.7 - 7.0 = 1.7$$

Si les differences entre les moyennes  $>$  que  $R_p$ , nous pouvons dire que la difference entre les deux moyennes testées est significative, par exemple.

1.7  $>$  0.426, il y a donc une différence significative entre le traitement 1 et le traitement 3. Parce que la moyenne du traitement 3 est supérieure aux moyennes des traitements 2 et 4, nous pouvons dire qu'il y a une difference significative entre les traitements 1 et 2 et les traitements 1 et 4.

phase (4)

Répéter la phase (3) pour toutes les autres moyennes de comparaison. Commencer avec la moyenne qui est plus élevée et identifier avec la lettre A les autres moyennes qui ne présentent pas une difference significative avec la moyenne plus élevée. Continuer pour toutes les autres dans un ordre décroissant des moyennes et alphabétique.

<u>Traitement</u>		<u>Rendement (Kg/Ha)</u>
1	A	8.7
3	B	7.0
4	BC	6.7
2	C	6.55

Toutes les moyennes avec une lettre commune n'ont pas une difference significative au niveau de 5%. Donc, le traitement 1 est different de tous les autres, le traitement 3 n'a pas une difference significative avec le traitement 4, et le traitement 2 n'a pas une difference significative avec le traitement 4.

#### Comparaison Des Moyennes Parmi Les Groupes de Traitements

Quelquefois dans les essais agricoles il est nécessaire de comparer les groupes de traitements. Par exemple, dans un essai avec 4 traitements évaluer les rendements de deux types d'une culture avec et sans engrais, nous voudrions savoir si une variété donne un meilleur rendement avec et sans fertilisant. On peut utiliser "orthogonal contrasts" pour établir cette comparaison.

Simplement, "orthogonal contrasts" assigne une valeur aux traitements totaux, puis les sommes des carrés de traitements sont calculées par les contrastes assignées. La proportion F est déterminée d'une manière normale pour voir si la comparaison testée est significative.

Les contrastes qui sont assignés dépendent entièrement du chercheur, cependant, ils doivent totaliser à zéro dans chaque comparaison. Si, il y a plusieurs comparaisons, la somme des résultats de multiplications des contrastes entre chaque paire des comparaisons doit être égale à zéro. Ceci est bien illustré par un exemple utilisant des données du tableau 5.

Tableau 5 - Les Données Pour Illustrer Les Contrastes Orthogonal

Répétitions	Traitements				
	1	2	3	4	
1	33.4	32.8	29.5	31.3	127.0
2	23.7	25.8	14.2	24.2	87.9
3	33.1	33.3	28.5	28.0	122.9
4	26.9	25.8	13.2	23.6	89.5
	-----	-----	-----	-----	-----
	117.1	117.7	85.4	107.1	427.3

ou

Traitement 1 = Variété A avec fertilisant.  
 Traitement 2 = Variété B avec fertilisant.  
 Traitement 3 = Variété A sans fertilisant.  
 Traitement 4 = Variété B sans fertilisant.

Les hypothèses à déterminer sont les suivantes.

(1) Les traitements 1 et 2 (variétés A et B avec fertilisant) sont différents des traitements 3 et 4 (variétés A et B sans fertilisant).

(2) Les traitements 1 et 3 (variété A avec et sans fertilisant) sont différents des traitements 2 et 4 (variété B avec et sans fertilisant).

Les contrastes pour tester ces hypothèses se présentent comme suit.

Les contrastes pour hypothèse 1.

$$L1 = (1T1) + (1T2) + (-1T3) + (-1T4)$$

Les contrastes pour hypothèse 2.

$$L2 = (1T1) + (-1T2) + (1T3) + (-1T4)$$

Par évaluation les conditions nécessaires pour les contrastes totalisent zéro et la somme des résultats de multiplications des contrastes égale à zéro.

$$L1 = 1 + 1 - 1 - 1 = 0$$

$$L2 = 1 - 1 + 1 - 1 = 0$$

et les résultats de multiplications.

$$(1)(1) + (1)(-1) + (-1)(1) + (-1)(-1) = 0$$

$$(1)(1) + (1)(-1) + (-1)(1) + (-1)(-1) = 0$$

N.B: Avec plus de 2 comparaisons à tester, chaque paire de comparaison doit avoir zéro comme somme. résultats de multiplications des contrastes assurer "mutual orthogonality".

Pour calculer la somme des carrés des comparaisons nous devons, d'abord, faire le carré et puis totaliser les contrastes, i.e.

$$L1 = (1)^2 + (1)^2 + (-1)^2 + (-1)^2 = 4$$

$$L2 = (1)^2 + (-1)^2 + (1)^2 + (-1)^2 = 4$$

Les sommes des carrés des contrastes sont calculés de la manière suivante.

$$\text{La somme des carrés de contraste (SS Contraste)} = L^2 / r (\sum C^2)$$

ou:

L = La somme des carrés de contrastes multipliés par la total des traitements.

r = Nombre de répétitions.

C = Les contrastes assignés.

$$\begin{aligned} \text{SS1} &= ((1)(117.1) + (1)(117.7) + (-1)(85.4) + (-1)(107.1))^2 / (4)(4) \\ &= 1789.29/16 \\ &= 111.83 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{SS2} &= ((1)(117.1) + (-1)(117.7) + (1)(85.4) + (-1)(107.4))^2 / (4)(4) \\ &= 497.29/16 \\ &= 31.08 \end{aligned}$$

Nous pouvons insérer les résultats dans un tableau d'ANOVA et assigner un degré de liberté à chaque comparaison.

Tableau 6 - ANOVA Pour Illustrer l'Utilisation des Contrastes Orthogonal

source de variation	DF	SS	MS	F Ratio
répétitions	3			
Traitements	3	170.74	56.91	6.59*
- fertilisant	1	111.83	111.83	12.94*
- variété	1	31.08	31.08	3.60NS
- variété/fert.	1	27.83	27.83	3.22NS
Erreur	6	51.83	8.64	

\* = significative au niveau 5%. NS = Non significative.

Nous constatons qu'il y a une différence significative dans le rendement des deux variétés avec l'application des fertilisants. Cependant, il n'y a pas une différence significative entre les deux variétés.

## Le Problème de Manque de Données

En tout type d'expérience on peut rencontrer le problème de manque de données, ceci particulièrement en recherche agricole.

Pour vaincre ce problème, le chercheur a trois options.

(1) Abandonner le block ou répétition qui manque les données. Cependant, si il y a quelques répétitions dans l'expérience cette méthode est trop sévère et on doit considérer d'autres options.

(2) Si une parcelle expérimentale n'est pas complètement détruite, on peut récolter la partie qui n'est pas endommagée et puis estimer la récolte totale de la parcelle. Ce procédé présume que le rendement de la partie endommagée serait identique à la partie non affectée.

(3) Si seulement un ou au maximum deux parcelles manquent, on peut estimer les valeurs manquantes.

La formule pour estimer la valeur manquante d'une parcelle avec un essai en blocks dessiné au hasard est présenté ci-dessous.

$$Y = (bB + tT - G) / (b-1)(t-1)$$

ou

b = Nombre de blocks.

t = Nombre de traitements.

G = la somme globale

B = la somme de block ou la parcelle est manquante.

T = la somme de traitements ou la parcelle est manquante.

Le procédé à employer est mieux illustré par un exemple.

Tableau 7 - Illustration Pour Estimer les Données Manquantes

Traitements	Blocks			
	1	2	3	
1	30	26	( )	56
2	35	27	33	95
3	43	35	45	123
	---	---	---	---
	108	88	78	274

Le manque de données est situé dans le block 3 du traitement 1.

$$\begin{aligned} \text{Valeur}(T1, B3) &= ((3)(78) + (3)(56) - 274) / (3-1)(3-1) \\ &= 32. \end{aligned}$$

Quand on utilise ce procédé certaines modifications au ANOVA sont nécessaires pour éviter des résultats contraires. Les étapes sont les suivantes.

(1) Réduire par 1 les degrés de liberté pour l'erreur expérimentale et la somme totale des carrés.

(2) Réduire la somme des carrés de traitements de la manière suivante.

$$(B - (t-1)Y)/t(t-1) = \text{facteur de correction}$$

pour l'exemple présenté au tableau 7.

$$\begin{aligned} \text{facteur de correction} &= (78 - (3-1)32)/3(3-1) \\ &= 32.67 \end{aligned}$$

Dans l'exemple ci-dessus, l'ANOVA calculé avec l'estimation de données manquantes est présenté pour montrer les différences avant et après les corrections nécessaires. Ces ANOVAS sont insérés aux tableaux 8 et 9.

Tableau 8 - ANOVA Sans Modification

Source de variation	DF	SS	MS	F Ratio
blocks	2	98.67	49.335	18.49**
traitements	2	228.67	114.335	42.85**
erreur	4	10.67	2.668	
-----				
total	8	338.01		

\*\* = significative au niveau de 1%.

Tableau 9 - ANOVA Modifié

Source de Variation	DF	SS	MS	F Ratio
blocks	2	98.67	49.335	13.86*
traitements	2	228.67-32.67	98.0	27.53*
erreur	3	10.67	3.57	
-----				
total	7	305.34		

\* = significative au niveau de 5%.

L'ANOVA sans modifications (tableau 8) indique que les influences des traitements et blocks sur la variable dépendante sont significatives au niveau de 1%. Avec modifications l'ANOVA (tableau 9) indique que les traitements et blocks sont significatifs au niveau 5%.

## EXERCICE 1

(1) Une expérience avec 10 blocks et 5 traitements pour les unités expérimentales choisies par hasard a été établie. La variance parmi les moyennes des traitements était 100 et la moyenne globale était 20. Remplir les parties vides du tableau d'ANOVA donné.

source de variation	DF	SS	MS	F Ratio
répétitions		90		
traitements				
erreur			5	
-----				
total				

C.V = %

\* = significative au niveau 5%. \*\* = significative au niveau 1%

(2) Une expérience avec 4 répétitions pour déterminer l'influence sur riz de 7 différents traitements de pesticides. Les moyennes de traitements et un ANOVA partiel sont présentés ci-dessus.

Traitements	Moyenne de Rendement (Kg/Ha)
1	2127
2	2678
3	2552
4	2128
5	1796
6	1681
7	1316

### Un ANOVA Partiel

Source de variation	DF	SS	MS	F Ratio
traitements	6	5587175	931196	9.82
erreur	21	1990237	94773	

Faire le DMRT pour évaluer les différences entre les moyennes de traitements au niveau 5% de signification et présenter les résultats dans un tableau.

(3) Une expérience était établie pour comparer les rendements de plusieurs variétés de sorgho. Avec l'information fournie ci-dessous, calculer la somme des carrés et les degrés de liberté pour une comparaison en vue d'évaluer la différence entre la moyenne du traitement 4 et tous les autres traitements.

Nombre de répétitions = 4

### Totals des Traitements

T1=117.1  
 T2=117.7  
 T3=107.1  
 T4= 85.4

## Les Réponses pour Exercice 1

(1)

### ANOVA

Source de variation	DF	SS	MS	F Ratio
répétitions	9	90	10	2
traitements	4	400	100	20**
erreur	36	180	5	
-----				
total	49	670		

C.V = 11.18%

\* = significative au niveau 5%. \*\* = significative au niveau 1%

(2) DMRT avec 7 traitements de pesticides appliqués sur une culture de riz.

Traitement	Moyennes de Rendements	Signification Statistique
1	2127	BC
2	2678	A
3	2552	AB
4	2128	BC
5	1796	C
6	1681	CD
7	1316	D

-----  
 Les moyennes de traitements représentent une moyenne de 4 répétitions pour chacun.

Toutes les moyennes avec une lettre commune n'ont pas une différence significative au niveau de 5%.

(3) Le total des traitements et des contrastes sont les suivants.

Total de Traitements	Contraste	Carré de Contraste
T1=117.1	-1	1
T2=117.7	-1	1
T3=107.1	-1	1
T4= 85.4	3	9
-----		
	somme	12

La somme des carrés pour la comparaison entre la moyenne de traitement 4 et les autres traitements est présentée ci-dessous.

$$SS = ((-1)(117.1) + (-1)(117.7) + (-1)(107.1) + (3)(85.4))^2 / (4)(12)$$

$$= 153.01$$



## LECON 2

### Dessin Expérimental

#### Vue Approfondie de la Théorie

Dans un essai agricole, il convient de déterminer l'effet de certains traitements sous investigation (engrais, variété) en fonction d'une variable dépendante (rendement kg/ha). En réduisant l'erreur expérimentale d'une expérience, nous sommes capables de distinguer les différents effets des traitements variés et de plus déterminer le lieu et la grandeur de leur influence sur la variable dépendante. La façon dont une expérience est dessinée représente un moyen important pour qu'un chercheur soit à même de réduire l'erreur expérimentale.

Les trois maximes d'un dessin expérimental sont énumérées comme suit:

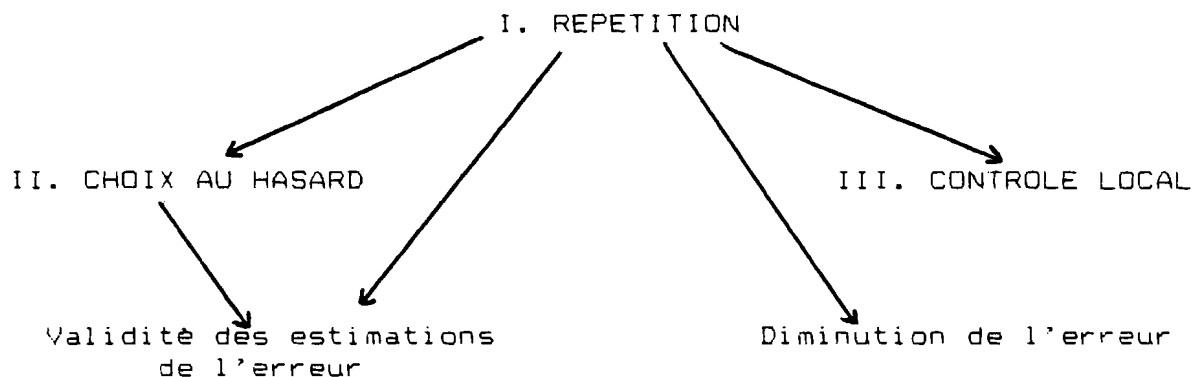
(1) Choix au Hasard: L'interprétation des différences au niveau des traitements sur la variable dépendante est influencée par les facteurs en dehors de l'investigation, par exemple, la fertilité du sol. Choix au hasard, ou la sélection des traitements pour les unités expérimentales au hasard, aide à réduire l'erreur de tels effets.

(2) Répétition: Plus il y a d'observations et de répétitions dans une expérience, toutes choses égales, plus bas est l'erreur expérimentale plus grande est la valeur de l'information en comparaison des traitements. Par exemple, l'influence sur la totalité de l'erreur expérimentale à partir d'une inondation sur cinq parcelles est plus basse s'il y avait 100 répétitions que s'il y en avait 10.

(3) Contrôle Local: Un moyen de réduire l'erreur expérimentale consiste à créer des divisions ou blocks parmi les parcelles dans le but de réduire au minimum la variation, à l'intérieur des blocks et au maximum la variation entre les blocks. Par exemple, si on savait qu'un champ désigné pour une expérience avait trois types de sol distincts, on contrôlerait ces différences en créant un block pour chaque sol de type distinct. Ainsi, une partie de l'erreur expérimentale est considérée comme une source de variation au niveau du block.

Le rôle de ces trois maximes consistant à valoriser les estimations et l'erreur expérimentale est montré à la figure 1.

Figure 1. Les Trois Maximes du Dessin Expérimental Agricole



### Recommandations pour Systèmes de Recherches Agricoles

Dans la domaine des systèmes de production agricole, d'autres facteurs doivent être pris en considération au moment de faire les expériences du terrain. Par exemple, pour les essais de champs agricoles, le nombre des traitements sous investigation ne doit pas dépasser 15 et si possible doit être encore plus bas que cela. Ceci permet d'effectuer un contrôle adéquat de l'expérience, d'éviter que l'expérience se complique au point que les fermiers deviennent incapables d'évaluer différents traitements, et a l'avantage de permettre au chercheur d'utiliser le meilleur moyen d'emploi et d'analyse du dessin des blocks complets randomisés(RCBD).

Les traitements sous investigation sont déterminés en fonction du chercheur. Dans les systèmes de recherche agricole(FSR) on inclus souvent les traitements de contrôle suivants.

- (1) Un traitement qui comprend la technique du paysan pour la culture sous investigation.
- (2) Un traitement typique pour la culture telle que pratiquée dans la région.
- (3) Un traitement au niveau de la technique actuelle recommandée.

Le premier type de contrôle de traitement permet à l'agriculteur de comparer les pratiques de techniques recommandées et communément acceptée dans la région avec la sienne. La deuxième type de contrôle de traitement permet au chercheur de comparer les pratiques traditionnelles avec les pratiques recommandées. Une comparaison des deuxième et troisième contrôles répétés dans plusieurs saisons d'essais permet au chercheur de connaître les avantages de chacun d'eux.

Pour une expérience non-factoriel consistant à comparer trois variétés d'une culture à deux niveaux différents d'engrais, il faudra avoir six traitements. Si le chercheur inclut les moyens de contrôle recommandés il y aurait trois autres traitements à évaluer.

- (1) L'application d'engrais et la variété utilisée par l'agriculteur à l'endroit ou la répétition a eu lieu.
- (2) L'application d'engrais, variété et pratiques culturelles typiques locales.
- (3) L'application d'engrais et variété recommandées actuellement aux agriculteurs.

Une recommandation spécifique pour l'évaluation des variables quantitatives dans une expérience, telle, quantité d'engrais appliqué, est que les niveaux des facteurs sous investigation doivent être choisis adéquatement pour décrire la réponse de la variable dépendante dans une série de traitements. Par exemple, dans une culture d'essai avec engrais, un traitement de 200 kg azote/ha n'est pas économiquement indiqué pour appliquer de l'engrais à ce niveau, cependant ceci ne suggère rien non plus au chercheur quand à acceptabilité d'autres niveaux d'applications. Un dessin expérimental avec quatre applications différentes, chacune de 50 kg azote/ha déterminerait une fonction de réponse de la culture à l'engrais et puis montrer le niveau d'application le plus profitable.

### Dessin des Blocks Complets Randomisés

Il y a un grand nombre de dessins expérimentaux différents pour les essais agricoles qui comprennent, les noms de quelques essais, le dessin des blocks complets randomisés (RCBD), le carré latin, les dessins lattices, et les dessins des blocks fissurés. Le dessin le plus approprié dépend des conditions du lieu de l'expérience ainsi que du nombre et types de facteurs à investiguer. Le plus commun est RCBD.

Le principal avantage du RCBD est en raison de sa simplicité et sa flexibilité ainsi que de son habilité à réduire l'erreur expérimentale avec l'utilisation des blocks. Le dessin est caractérisé par les traitements ayant le même nombre de temps pour chaque block. Les blocks sont désignés pour calculer au maximum les différences entre les blocks et au minimum les différences à l'intérieur des blocks. Les traitements sont répartis aux unités expérimentales par un procédé au hasard et seraient limités le moins possible pour atteindre les buts de l'expérience.

La flexibilité du dessin est montrée quand les résultats d'un facteur entier ou d'une répétition ne sont pas atteints alors que le chercheur peut continuer à analyser les résultats d'autres facteurs. La mise en application du RCBD est cependant limitée à 15 traitements puis qu'on au-dessus de ce nombre il y a une perte dans l'efficacité due à l'augmentation de hétérogénéité entre les répétitions.

Le processus au hasard des traitements choisis dans un RCBD est décrit au-dessous dans un exemple pour une expérience avec six traitements (A, B, C, D, E, F) et quatre répétitions.

(1) Sélectionner au hasard six (nombre de traitements) trois chiffres numériques d'un tableau des numéros randomisés. Ceci est fait en marquant à l'aide d'un crayon avec les yeux fermés à n'importe quelle page dans le tableau des numéros randomisés. Du premier chiffre sélectionné au hasard ajouter deux chiffres à droite, puis lire verticalement au bas cinq autres trois chiffres numériques.

(2) Ecrire les numéros sélectionnés en marquant l'ordre de leur sélection. Ensuite, déterminer le rang de chacun en assignant "1" à la plus petite valeur, "2" à la plus petite valeur qui suit et ainsi de suite jusqu'à la plus grande valeur des numéros.

Exemple

Trois Chiffres Numériques	Ordre de Sélection	Rang
918	1	6
772	2	5
243	3	1
494	4	2
704	5	4
549	6	3

(3) Employer l'ordre de sélection pour assigner les traitements et le rang pour assigner les numéros des parcelles dans chaque block, i.e., allouer le traitement A (c'est-à-dire le premier numéro dans la sélection) à la parcelle 6, le traitement B (c'est-à-dire le deuxième numéro dans la sélection) à la parcelle 5 et ainsi de suite.

(4) Dessiné un schéma du premier block.

Exemple

Numéro de Parcelle	Block I
1	traitement C
2	traitement D
3	traitement F
4	traitement E
5	traitement B
6	traitement A

(5) Répéter le processus trois fois de plus (parce qu'il y a quatre répétitions dans l'expérience) - établir l'ordre de sélection aux traitements et le rang aux numéros des parcelles.

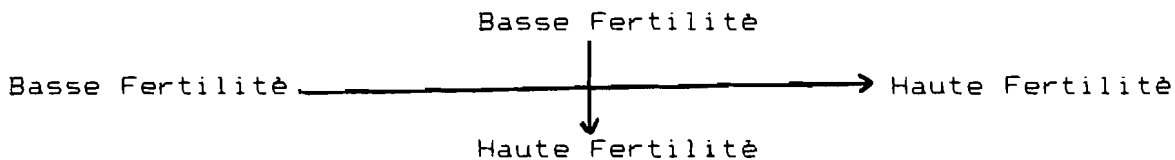
Comme pour tous les essais expérimentaux les résultats du RCBD sont en général applicables seulement aux sites spécifiques et à la saison particulière. Donc, évaluer adéquatement les différences entre les facteurs et leur effets sur la variable dépendante, on doit, en général, répéter l'essai au moins dans

trois périodes de temps. Seulement après tout ce nombre d'expériences les chercheurs seront capables de recommander leurs innovations aux fermiers.

### Le Dessin du Carré Latin

Le dessin expérimental du carré latin est employé quand le chercheur sait, avant l'expérience, qu'il existe un facteur qui reste dans deux directions parmi les unités expérimentales. Ce facteur qui n'est pas sous investigation influence la réponse de la variable dépendante aux traitements établis, et de plus augmente l'erreur expérimentale. Un exemple de cette situation est donné plus loin, où il y a un champ proposé pour une expérience ayant une pente de fertilité située dans deux directions différentes. S'il y avait une pente de fertilité dans une seule direction, l'utilisation des blocks pour les différents types de sol avec le RCBD serait suffisant ce qui donnerait des résultats efficaces.

### Exemple d'une Pente de Fertilité à Deux Directions



Dans l'exemple ci-dessus, le dessin du carré latin est une très bonne méthode de réduction de l'erreur expérimentale. La restriction principale de ce dessin est que le nombre de répétitions doit être égal au nombre de traitements. A cause de cette contrainte, dans les expériences avec moins que quatre traitements le carré latin n'est pas conseillé tant qu'il y a des degrés de liberté insuffisants associés à l'erreur expérimentale. De plus, s'il y a plus de huit traitements à considérer, ce dessin devient encombrant à cause des unités expérimentales considérables.

Le carré latin est mieux compris à l'aide d'un exemple consistant à choisir les traitements par hasard pour les unités expérimentales et une revue de l'ANOVA de ce dessin. Le procédé de randomiser cinq traitements du carré latin est présenté ci-dessous.

(1) Sélectionner un carré latin pour les nombres de traitements sous investigation comme énuméré dans les livres sur le dessin expérimental.

Exemple - 5X5 Carré Latin

		Colonnes				
R		1	2	3	4	5
a	1	A	B	C	D	E
n	2	B	A	E	C	D
g	3	C	D	A	E	B
è	4	D	E	B	A	C
e	5	E	C	D	B	A
s						

(2) Randomiser les rangées qui suivent.

A - Sélectionner au hasard cinq nombres de trois chiffres d'un tableau des numéros randomisés et arranger par ordre de sélection et par rang, en assignant "1" à la plus petite valeur, "2" à plus petite valeur qui suive et ainsi de suite.

Numéro Randomisé	Ordre de Sélection	Rang
628	1	3
846	2	4
475	3	2
902	4	5
452	5	1

B - Faire en sorte que le rang soit le numéro de chaque rangée dans le carré sélectionné(donné en (1)) et l'ordre de sélection, le numéro de chaque rangée du carré latin réajusté. Donc, la rangée trois dans le carré latin originale devient maintenant la rangée un dans le carré latin réajusté, rangée quatre devient rangée deux et ainsi de suite. Le carré réajusté est présenté comme suit.

		Colonnes				
R		1	2	3	4	5
a	1	C	D	A	E	B
n	2	D	E	B	A	C
g	3	B	A	E	C	D
è	4	E	C	D	B	A
e	5	A	B	C	D	E
s						

(3) Répéter le processus comme à la phase (2) pour les colonnes en sélectionnant cinq nombres de trois chiffres numériques additionels et les arranger par ordre de sélection et de rang.

Numéro Randomisé	Ordre de Sélection	Rang
792	1	4
032	2	1
947	3	5
293	4	3
196	5	2

Arranger le carré latin formé en phase (2) en assignant le numéro de rang comme le numéro colonne latin à la phase (2) et le numéro d'ordre sélection comme le numéro de colonne pour le carré

latin réajusté. Donc, la quatrième colonne du carré latin trouvé à la phase (2) devient la première colonne du carré latin réajusté, la colonne un devient la colonne deux et ainsi de suite. Le carré latin final pour déterminer le dessin final de l'expérience est présenté ci-dessous.

		Colonnes				
R		1	2	3	4	5
a	1	E	C	B	A	D
n	2	A	D	C	B	E
g	3	C	B	D	E	A
è	4	B	E	A	D	C
e	5	D	A	E	C	B
s						

Dans un carré latin il y a quatre sources de variation, venant des rangées, des colonnes, des traitements et de l'erreur expérimentale. Les degrés de liberté pour chacune des variations sont calculés comme suit.

Total d.f = nombre total d'observations - 1

Traitement d.f = rangée d.f = colonne d.f = nombre de traitements - 1

Erreur d.f = Total d.f - Traitement d.f - row d.f - colonne d.f

Les données et ANOVA pour un 4x4 carré latin sont présentés ci-dessous.

#### Les Données Pour 4x4 Carré Latin

Rangée	Rendement (kg/ha)				Total
	col 1.	col 2.	col 3.	col 4.	
1	32.8	24.2	28.5	26.9	112.4
2	29.5	23.7	28.0	25.8	107.0
3	33.4	14.2	33.3	23.6	104.5
4	31.3	25.8	33.1	13.2	103.4
	----	----	----	----	-----
Total	127.0	87.9	122.9	89.5	427.3

#### ANOVA pour 4x4 Carré Latin

Source de Variation	D.F	S.S	Carré Moy.	Valeur F
rangée	3	12.062	4.021	0.465NS
colonne	3	330.937	110.312	12.77**
traitement	3	170.737	59.912	6.59*
erreur	6	51.833	8.639	
-----	----	-----		
Total	15	565.569		

L'ANOVA présenté ci-dessus indique que le groupement par rangées n'avait pas une source de variation significative. Donc, dans cet exemple, un RCBD aurait un dessin expérimental satisfaisant.

## Dessin de Blocks Fissurés

Le dessin de blocks fissurés est souvent employé dans les expériences de type factoriel ou il est difficile de traiter toutes les combinaisons de facteurs d'une manière similaire. Ce dessin est aussi utilisé lorsque le chercheur veut augmenter la précision de l'estimation des effets de certains facteurs et en même temps sacrifier la précision des autres.

La principale caractéristique du dessin de blocks fissurés est qu'il utilise les différentes tailles de parcelles pour les différents facteurs sous investigation. Les parcelles plus grandes sont appelées "mainplots", pour chaque répétition le nombre de mainplots doit être égal au nombre des niveaux du premier facteur sous investigation. Par exemple, si l'engrais était le premier facteur d'une expérience évaluée à deux niveaux soit 50 kg azote/ha et 100 kg azote/ha, il y aurait deux parcelles principales par répétition. En conséquence, les mainplots sont divisées en de plus petites parcelles, appelées, "subplots", ou le nombre de subplots dans chaque mainplot correspond au nombre de niveaux du second facteur sous investigation. Par exemple, si le second facteur était la variété d'une culture et qu'il y avait trois types sous investigation, il y aurait trois subplots par mainplot.

Les parcelles inégales de taille pour les différents facteurs sous investigation expliquent la différence des niveaux de précision dans l'évaluation des effets des facteurs. Le facteur exigeant le plus grand niveau de précision dans l'estimation serait assigné aux subplots. Donc, avec deux facteurs dans une expérience, variété et engrais, si la variété, le facteur plus important, réclamant la plus grande précision, nous l'aurions placée aux subplots et l'engrais aux mainplots.

Dans un dessin de blocks fissurés, le procédé consistant à choisir les traitements au hasard pour les unités expérimentales est réalisé en deux étapes. D'abord, les traitements du premier facteur sont assignés au hasard à chaque mainplot dans un processus déjà décrit à la section sur RCBD, notant que un nouveau dispositif de sélection de numéros au hasard est nécessaire pour chaque répétition. Un exemple de ce processus, le résultat de l'assignement du premier facteur, azote, à six niveaux différents pour trois répétitions est présenté ci-dessous.

Mainplot	Répétition I	Répétition II	Répétition III
1	A4	A1	A0
2	A3	A0	A1
3	A1	A5	A4
4	A0	A2	A5
5	A5	A4	A3
6	A2	A3	A2



Ensuite, le second facteur est assigné aux subplots dans chaque mainplot, notant que le nombre de subplots par mainplot égale le nombre des niveaux de second facteur sous investigation. Continuant l'exemple, si il y avait quatre variétés à évaluer pour le second facteur, il y aurait quatre subplots par mainplot et donc en total 72 subplots( 4 subplots pour chaque 18 mainplots). Parce qu'il y a 18 mainplots, l'assignement randomisé des types de variétés aux subplots aurait besoin d'être répété 18 fois.

Comme l'analyse des dessins de blocks fissurés est quelque peu différente de celle RCBD, un exemple du calcul d'ANOVA pour l'expérience donné dans la description du processus de randomisation est présenté ci-dessous.

Les Données pour une Expérience dans un Dessin de Blocks Fissurés

	Répétition I	Répétition II	Répétition III
Variété			
		A0(0 A kg/ha)	
v1	4430	4478	3850
v2	3944	5314	3660
v3	3464	2944	3142
v4	4126	4482	4836
		A1(60 A kg/ha)	
v1	5418	5166	6432
v2	6502	5858	5586
v3	4768	6004	5556
v4	5192	4604	4652
		A2(90 A kg/ha)	
v1	6076	6420	6704
v2	6008	6127	6542
v3	6224	5724	6014
v4	4546	5744	4146
		A3(120 A kg/ha)	
v1	6462	7056	6680
v2	7139	6982	6564
v3	5792	5880	6370
v4	2774	5036	3638
		A4(150 A kg/ha)	
v1	7290	7848	7552
v2	7682	6594	6576
v3	7080	6662	6320
v4	1414	1960	2722
		A5(180 A kg/ha)	
v1	8452	8832	8818
v2	6228	7387	6006
v3	5594	7122	5480
v4	2248	1380	2014

Pour analyser les données il est mieux d'abord de réarranger les résultats dans une forme convenable pour les calculs à la main, i.e., créer un tableau pour le rendement des répétitions et le premier facteur et ensuite un tableau pour le rendement des

premier et deuxième facteurs. Ceux-ci sont présentés ci-dessous.

Tableau de Rendement par Répétition X Azote

Azote	Répétition I	Répétition II	Répétition III	Azote Total
A0	15964	17218	15488	48670
A1	21880	21632	22226	65738
A2	22874	24015	23506	70395
A3	22167	24954	23252	70373
A4	23466	23064	23214	69744
A5	22522	24721	22318	65561
	-----	-----	-----	-----
Total	128873	135604	130004	394481

Tableau de Rendement par Azote X Variété

Azote	Variété 1	Variété 2	Variété 3	Variété 4	Az. Total
A0	12758	12918	9550	13444	48670
A1	17016	17946	16328	14448	65738
A2	19200	18777	17982	14436	70395
A3	20198	20685	18042	11448	70373
A4	22690	20852	20062	6140	69744
A5	26102	19621	18196	5642	69561
	-----	-----	-----	-----	-----
Total	117964	110799	100160	65558	394481

Le calcul est alors divisé en deux parties; la première pour les mainplots et la deuxième pour les subplots. Le facteur de correction et la somme totale des carrés sont dérivés dans la manière usuelle. En consultant les données de rendement figurant au tableau de Répétitions X Azote, on peut calculer les sommes des carrés suivantes.

$$\begin{aligned} \text{Facteur de Correction (cf)} &= (\text{Somme Globale}) / \text{Nombre d'observations} \\ &= (394481) / 72 \\ &= 2161323047 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{SS Répétitions} &= \sum R^2 / av - cf \\ &= (128873)^2 + \dots + (130004)^2 / (6)(4) - cf \\ &= 1082577 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{SS Azote} &= \sum A^2 / rv - cf \\ &= (48670)^2 + \dots + (69561)^2 / (3)(4) - cf \\ &= 30429200 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{SS Erreur (a)} &= \sum (NB)^2 / v - cf - \text{SS Rep.} - \text{SS d'Azote} \\ &= (15964)^2 + \dots + (22318)^2 / (4) - cf \\ &\quad - \text{SS Répétitions} - \text{SS d'Azote} \\ &= 1419678 \end{aligned}$$

En consultant les données au tableau de rendement pour Variété X Azote, on peut calculer les sommes des carrés pour les

subplots.

$$SS \text{ Variete} = \sum V^2 / r_a - cf$$

$$= (117964)^2 + \dots (65558)^2 / (3)(6) - cf$$
$$= 89888101$$

$$SS \text{ Variété} \times \text{Azote} = \sum (VA)^2 / r - cf - SS \text{ Variété} - SS \text{ Azote}$$

$$= (12758)^2 + \dots (5642)^2 / 3 - cf$$
$$- SS \text{ Variété} - SS \text{ Azote}$$
$$= 69343487$$

$$SS \text{ Erreur (b)} = SS \text{ total} - \text{La somme de tous les autres carrés}$$
$$= 204747916 - (1082577 + 30429200 + 1419678 + 89888101 + 69343487)$$
$$= 12584873$$

Le résultat d'ANOVA se présente ainsi:

#### ANOVA d'une Expérience en Blocks Fissurés

Source de Variation	d.f	SS	Carré de Moy.	Valeur F
Répétitions	2	1082577	541228	
Azote(A)	5	30429200	6085840	42.87**
Erreur(a)	10	1419678	141968	
Variété(V)	3	89888101	29962700	85.71**
A X V	15	69343487	4622899	13.22**
Erreur(b)	36	12584873	349580	

$$cv(a) = 6.9 \%, cv(b) = 10.8 \%$$

$$ou, cv(a) = \sqrt{\text{Erreur(a) Carré Moyenne} / \text{moyenne globale}} \times 100$$
$$cv(b) = \sqrt{\text{Erreur(b) Carré Moyenne} / \text{moyenne globale}} \times 100$$

L'ANOVA indique que l'effet de deux facteurs, variété et azote, et une influence interactive entre les deux, sont significatifs en causant une variation dans la variable dépendante. Le coefficient de variation(cv), un moyen de précision propre à l'estimation des principaux effets de traitements, est plus grand pour les mainplots que les subplots. Comme discuté, ordinairement dans un essai de blocks fissurés on peut espérer le contraire.

En présence de trois facteurs sous investigation, on peut établir un dessin de blocks fissurés deux fois. Tout simplement de la même manière que le dessin en block fissuré à l'exception que chaque subplot est divisé encore en sub-subplots pour le troisième facteur. Comme avant, le processus de randomisation pour le premier facteur est donné séparément pour chaque mainplot, pour le second facteur de chaque subplot, avec une randomisation supplémentaire pour le troisième facteur de chaque sub-subplot.

## Dessins De Lattices

Les dessins de blocks complets comme RCBD et carré latin deviennent inefficaces à mesure que le nombre de traitements augmentent, parce que le nombre des unités expérimentales ou les tailles des blocks doivent augmenter substantiellement. Par exemple, à mesure que le nombre d'unités expérimentales élargit le contrôle des grandes différences parmi les unités expérimentales ainsi l'hétérogénéité des sols significatifs devient beaucoup plus difficile.

Une alternative est permise quand il y a un grand nombre de traitements à évaluer (16 ou plus) que ce soit le dérivé des dessins de blocks incomplets. Ces dessins diffèrent des dessins de blocks complets; ainsi, chaque block peut ne pas contenir le même nombre de traitements. Parce que les dessins de lattices ne sont pas souvent utilisés dans le FSR et qu'il existe un grand nombre de ces types de dessins, quelques demandes de traitements statistiques spécifiques, ne vont pas données en détail dans ce cours. L'élève, cependant est prié de consulter les références à cette leçon dans la mesure ou des détails ultérieurs sur ce type de dessin expérimental sont requis.

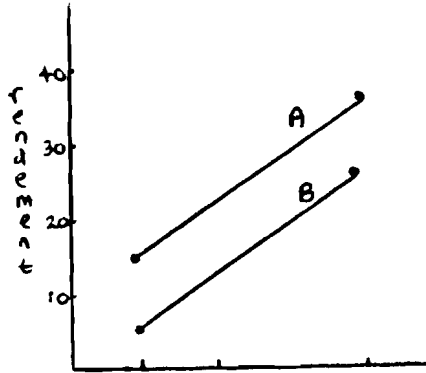
## Expériences Factorielles

Les expériences factorielles sont prises en considération chaque fois qu'un chercheur veut connaître les effets interactifs entre les traitements. Par exemple, l'effet de la densité des plantes sur le rendement/ha à lui-même peut être influencé par la quantité d'engrais appliquée. Chaque fois que le chercheur désire connaître les effets interactifs entre les traitements, une expérience de type factoriel devrait être utilisée. Il faut comprendre qu'une expérience factorielle réfère au choix des traitements à investiguer et non au dessin de l'expérience. Donc, les expériences factorielles peuvent être utilisées dans le RCBD, carré latin, les bocks fissurés et les dessins de blocks incomplets.

Pour mieux comprendre le concept d'interaction entre les traitements, une expérience hypothétique évaluant deux facteurs à deux niveaux est établie. Dans l'illustration 1, l'augmentation de rendement causée par le facteur A comparé au facteur B à un niveau 1 correspond à 10 unités, aussi, l'augmentation de rendement entre les niveaux 1 et 2, et entre les facteurs A et B correspond à 10 unités. Donc, la différence entre les deux facteurs est la même à des niveaux différents et puis il n'y a pas d'effet interactif

### Illustration 1 - Pas d'effet Interactif

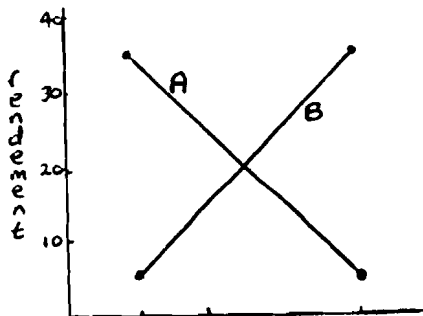
Facteurs	Niveaux		Rendement Total
	1	2	
A	15	35	50
B	5	25	30
-----			
Total	20	60	80



Dans l'illustration 2, le facteur A diminue le rendement par 30 unités du niveau 1 au niveau 2, ou le facteur B augmente le rendement par 30 unités du niveau 1 au niveau 2. Voici un exemple d'une interaction forte entre les facteurs, dans ce cas c'est le revers complet.

Illustration II - Interaction du Revers Complet

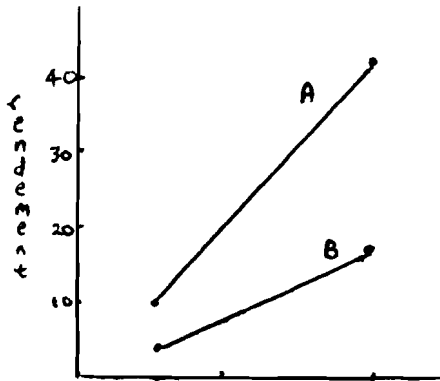
Facteurs	Niveaux		Rendement Total
	1	2	
A	35	5	40
B	5	35	40
-----			
Total	40	40	80



Dans l'illustration 3, l'augmentation du rendement due au facteur A comparé au facteur B est de 5 unités au niveau 1 mais de 25 unités au niveau 2. Donc, le taux d'augmentation du rendement déterminé par le facteur A est plus grand qu'au facteur B. Ceci représente une légère interaction entre les facteurs et un exemple de changement du taux d'interaction.

Illustration III - Changement de le Taux d'Interaction

Facteurs	Niveaux		Rendement Total
	1	2	
A	10	40	50
B	5	15	20
-----			
Total	15	55	70



Un type commun d'expérience factorielle consiste à comparer plusieurs facteurs mais uniquement à deux niveaux différents. Ils se rapportent souvent à  $2^N$  expériences factorielles, où  $N$  représente le nombre de traitements. Cependant, il n'est pas de coutume d'avoir  $3^N$  ou  $4^N$  factoriels dont  $N$  est le nombre de traitements, évalués respectivement à trois et quatre niveaux.

Le concept, emploi et analyse d'une expérience factorielle est mieux compris à l'aide d'un exemple.

Un chercheur qui désire évaluer les effets individuels et interactifs de trois facteurs à deux niveaux différents chacun. Les facteurs et leurs niveaux respectifs sont énumérés ci-dessous.

Facteur P - La densité des Plantes/ha  
 niveau 1,  $P_0 = 25000$   
 niveau 2,  $P_1 = 50000$

Facteur A - Azote kg/ha  
 niveau 1,  $A_0 = 0$   
 niveau 2,  $A_1 = 100$  kg/ha

Facteur V - Variété  
 niveau 1,  $V_0 =$  variété locale  
 niveau 2,  $V_1 =$  Tuxpeno

L'expérience a été réalisée en RCBD avec les résultats trouvés dans tableau 1.

Tableau 1. Les Résultats d'une Expérience Factorielle

Traitements	Blocks		Total	Moyennes
	I	II		
POA0V0	4.3	3.9	8.2	4.1
P1A0V0	4.5	5.9	10.4	5.2
POA1V0	4.5	5.4	9.9	4.95
POA0V1	5.7	6.6	12.3	6.15
P1A1V0	6.4	6.7	13.1	6.55
P1A0V1	6.9	7.1	14.0	7.0
POA1V1	6.4	7.0	13.4	6.7
P1A1V1	8.6	8.8	17.4	8.7
	----	----	-----	----
Total	47.3	51.4	98.7	

On peut voir que pour évaluer toutes les interactions de trois facteurs (P,A,V) à deux niveaux différents, il est nécessaire d'avoir huit traitements. Si les interactions ne nous intéressaient pas, nous aurions eu simplement six traitements; chaque facteur étant évalué séparément à deux niveaux différents.

La première étape de l'analyse est de construire un tableau dans lequel les combinaisons de traitement et le contrôle (POA0V0) sont placés sur l'axe horizontal et les factoriels sont énumérés verticalement comme le montre le tableau 2. Pour déterminer les effets de traitements nous ajoutons un (+) dans le tableau chaque fois qu'il y a un deuxième niveau de facteur dans une combinaison de traitements qui correspond à un effet factoriel. Par exemple, dans la première rangée (effet factoriel P) et la deuxième colonne (combinaison de traitement P1A0V0) du tableau, la combinaison de traitements inclus le deuxième niveau de traitement d'un niveau de la densité des plantes (P1= 50000) et, donc, à l'effet de traitement est assigné un (+). Chaque fois qu'il n'y a pas un deuxième niveau d'un facteur dans une combinaison de traitements à l'effet factoriel correspondant, on assigne un (-) à l'effet de traitement. Par exemple, dans la deuxième rangée (A effet factoriel) et la première colonne (contrôle, POA0V0), il n'y a pas un deuxième niveau du facteur A dans la combinaison de traitement et ainsi un (-) est assigné à l'effet de traitement.

Le signe assigné aux effets de traitements quand il y a des effets factoriels multiples (PN,PV,NV,PNV) dépend du signe des effets principaux pour les facteurs individuels. Si les deux effets principaux ont le même signe, i.e., (-) et (-) ou (+) et (+), le signe pour l'effet de traitement sera positif. Si les signes pour les effets principaux sont différents, alors, le signe pour l'effet factoriel multiple sera (-). Par exemple, dans la rangée quatre (effet factoriel PA) du tableau, les effets principaux pour les facteurs P et A sont visibles en haut des rangées un et deux pour chaque combinaison de traitements. Donc, pour la colonne un (le contrôle POA0V0) les signes déjà assignés à P et A sont respectivement (-) et (-), donc, le signe pour l'effet factoriel multiple pour la même combinaison de traitement devient (+). Similairement, pour le même effet factoriel

multiple(PA) le signe assigné dans la colonne deux (combinaison de traitement PIAOVO) est déterminé par les signes trouvés dans la même colonne pour les effets factoriels individuels, P et A. Les signes correspondant aux effets factoriels P et A (rangées 1 et 2) sont respectivement (+) et (-), donc, le signe à l'effet factoriel multiple est (-). Ce procédé est suivi jusqu'à ce que les signes soient assignés à toutes les combinaisons de traitements ainsi qu'à leurs effets factoriels correspondant. Une vérification sous les calculs est telle que le nombre de (+) égale le nombre de (-).

Tableau 2 = Principaux Effets et Interactions Exprimés en Termes de Moyenne de Traitement Individuel

Effet Factoriel	Codes de Traitement Combinaisons et Rendement								
	(1)	P	A	V	PA	PV	AV	PAV	Total
	8.2	10.4	9.9	12.3	13.1	14.0	13.4	17.4	98.7
P	-	+	-	-	+	+	-	+	11.1
A	-	-	+	-	+	-	+	+	8.9
V	-	-	-	+	-	+	+	+	15.5
PA	+	-	-	+	+	-	-	+	3.3
PV	+	-	+	-	-	+	-	+	0.3
AV	+	+	-	-	-	-	+	+	0.1
PAV	-	+	+	+	-	-	-	+	1.3

Les effets factoriels peuvent être alors calculés au moyen de signes et le total de traitements énumérés au haut du tableau. Par exemple, l'effet factoriel pour P est calculé comme suit.

$$- 8.2 + 10.4 - 9.9 - 12.3 + 13.1 + 14.0 - 13.4 + 17.4 = 11.1$$

La somme des carrés pour les effets factoriels peut maintenant être calculée par le procédé, "seul-degré-de-liberté". Cette méthode se réalise par le carré de l'effet factoriel divisé par le nombre d'observations. Ainsi, la somme des carrés pour l'effet factoriel P est comme suit:

$$\begin{aligned} \text{SS effet factoriel P} &= \text{carré}(\text{effet factoriel})/n \\ &= \text{carré}(11.1)/16 = 7.7 \end{aligned}$$

La somme des carrés pour les autres sources de variation (blocks, traitements, erreur) sont calculés de la manière suivante.

$$\begin{aligned} \text{SS total} &= \sum X^2 - cf \\ &= (4.3^2 + 4.5^2 + \dots + 8.8^2) - cf \\ &= 639.45 - 608.856 \\ &= 30.594 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{SS blocks} &= \sum B^2 - cf \\ &= ((47.3)^2 + (51.4)^2) / 8 - cf \\ &= 609.906 - 608.856 \\ &= 1.05 \end{aligned}$$



$$\begin{aligned}
 \text{SS traitements} &= \sum (\text{Effets Factoriels})^2 / n \\
 &= ( (11.1)^2 + (8.9)^2 \dots (1.3)^2 ) / 16 \\
 &= 28.41
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{SS erreur} &= \text{SS total} - (\text{SS traitements} + \text{SS blocks}) \\
 &= 30.594 - (28.46 + 1.05) \\
 &= 1.084
 \end{aligned}$$

Résumé de la somme des carrés dans un ANOVA.

ANOVA pour Les Données Présentées au Tableau 1.

Source de Variation	df	SS	MS	F Ratio
Blocks	1	1.05	1.05	6.77*
Traitements	7	28.46	4.066	26.23**
Facteurs				
- P	1	7.77	7.77	50.129**
- A	1	4.95	4.95	31.935**
- V	1	15.016	15.016	96.88**
- PA	1	0.681	0.681	4.39NS
- PV	1	0.0056	0.0056	0.036NS
- AV	1	0.000625	0.000625	0.004NS
- PAV	1	0.1056	0.1056	0.68NS
Erreur	7	1.084	0.155	
-----				
Total	15	30.594		

Un examen du tableau d'ANOVA nous permet de constater qu'un degré de liberté est assigné à chaque effet factoriel, i.e., que l'effet factoriel est calculé en comportant deux niveaux d'un facteur et un degré de liberté est perdu par estimation. Une vérification des calculs permet d'avoir la somme de la somme des carrés des effets factoriaux individuels égale la somme des carrés de l'effet de traitement.

La signification du F ratio détermine la signification des blocks, des traitements dans leur ensemble et les effets factoriaux individuels sous la variable dépendante. On peut remarquer dans l'ANOVA présenté au tableau 2 que les facteurs

- Densité de plant (P)
- Niveau d'Azote (A)
- Variété (V)

ont un effet significatif sur le rendement. Les effets interactifs, cependant, étaient tous insignifiants à 10% de niveau de signification.

Parmi les trois traitements, la variété avait le plus grand effet sur le rendement, comme montré par son plus haut F ratio, suivie respectivement par la densité de plant et le niveau d'azote. Les effets absolus sur le rendement pour les traitements sont calculés à partir des moyennes individuelles trouvées dans les résultats du tableau 1, moins la moyenne du contrôle de traitement (POA0V0) de 4.1 unité. Donc, l'effet absolu des trois facteurs sous investigation se présentent comme suit:

### Variété

6.15 - 4.1 = 2.05 kg/parcelle - 50% augmentation du rendement à cause de l'utilisation de Tuxpeno

### Densité de Plant

5.2 - 4.1 = 1.1 kg/parcelle - 27% augmentation du rendement à cause de l'augmentation de la densité de 25000 plantes à 50000.

### Azote

4.95 - 4.1 = 0.85 kg/parcelle - 21% augmentation du rendement d'application 100 Azote kg/ha.

Recommander l'adoption des traitements est en fonction du nombre de variables additionnelles, par exemple, le taux économique. Bien que l'azote augmente le rendement 0.85 kg/parcelle, il est nécessaire de savoir si la valeur de cette augmentation est plus élevée que le coût du transport et d'application de l'engrais.

Un problème possible à l'aide d'expériences factoriels est que le nombre de traitements à investiguer peut devenir très grand. Par exemple, dans une comparaison factorielle avec cinq facteurs à deux niveaux différents, pour évaluer tous les effets d'intervention il est nécessaire d'avoir 32(2) combinaisons de traitements. Quand les nombres de traitements augmentent, il exige une augmentation correspondant au nombre d'unités expérimentales et ceci limite l'efficacité des dessins de block complets tel le RCBD.

Pour vaincre cette difficulté, le chercheur peut adopter deux approches. Une méthode consiste à grouper les unités expérimentales en petits nombre de blocks dans un dessin incomplet, souvent considéré comme une expérience factorielle confondue. Dans les expériences confondues, quelques informations au sujet d'une ou de plusieurs interactions sont perdues. Donc, dans cette approche il est nécessaire pour le chercheur de déterminer à l'avance avant l'expérience quels effets d'interaction sont plus importants que les autres.

L'autre méthode d'approche permettant au chercheur d'utiliser le dessin RCBD qui consiste à éliminer ces traitements qui représentent un intérêt. Cela est peut être mieux illustrée par un exemple. Une expérience qui examine l'effet sous le rendement(kg/ha) de quatre facteurs, évalué chacun à deux niveaux différents a été proposée. Les quatre facteurs sont énumérés ci-dessous:

- Facteur A - la densité de plant
- Facteur B - azote
- Facteur C - variété
- Facteur D - pesticide

Si le chercheur s'intéresse à tous les effets d'interaction entre les facteurs, il y aurait 16(2) traitements à évaluer. Cependant, si les effets factoriaux multiples de trois ou quatre traitements ne sont pas d'un intérêt immédiat, ceux-ci peuvent être exclus de l'expérience, i.e.,

AXBXCXD  
AXBXC  
AXCXD  
BXCXD  
AXBXD

D'une telle manière, le nombre de combinaisons de traitements peut être réduit à un nombre acceptable. Cependant, il serait accentué du fait qu'un tel procédé doit aboutir à une perte d'information sur les multiples effets d'interaction. Seulement quand ces effets sont jugés non intéressants par le chercheur (s'ils avaient un effet significatif à la variable dépendante ou non) ils devraient être exclus de l'expérience.

## EXERCICE 2

(1) Pour le carré latin 6X6 présenté ci-dessous, randomiser les colonnes et rangées pour déterminer le résultat final de l'expérience proposée. Prendre soin de faire ressortir vos calculs.

### 6X6 Carré Latin

	Colonnes						
R	1	2	3	4	5	6	
a	1	A	B	C	D	E	F
n	2	B	F	D	C	A	E
g	3	C	D	E	F	B	E
è	4	D	A	F	E	C	B
e	5	E	C	A	B	F	D
s	6	F	E	B	A	D	C

(2) Un dessin fissuré deux fois est proposé pour un essai de riz. Les trois facteurs à investiguer dans un essai diagonal à importance sont variété, engrais, et irrigation. Ils deviennent quatre variétés de riz et deux taux d'application différents d'engrais et d'irrigation. S'il y a trois répétitions de l'expérience, calculer le nombre de mainplots, subplots et sub-subplots et spécifier lequel des facteurs serait assigné à chacune des parcelles.

(3) Une expérience factorielle était fait dans un RCBD pour comparer trois types d'engrais (azote, phosphate et potasse). Une parcelle de contrôle qui n'a pas d'engrais est aussi incluse. Les combinaisons de traitements et les résultats de l'expérience se présentaient comme suit.

AOBOCO = contrôle  
 A1BOCO = azote(A)  
 AOB1CO = phosphate(B)  
 A1B1CO = azote et phosphate(AB)  
 AOB0C1 = potasse(C)  
 A1B0C1 = azote et potasse(AC)  
 AOB1C1 = phosphate et potasse(BC)  
 A1B1C1 = azote, phosphate, et potasse(ABC)

### Effet des Traitements d'Engrais sur les Parcelles d'une Culture

Traitements	Répétitions								Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	
(1)	189	152	191	196	189	167	110	139	1333
A	216	189	224	218	140	104	187	230	1508
B	220	175	113	223	192	145	201	180	1449
AB	244	141	192	171	168	186	159	121	1382
C	304	283	184	157	101	149	136	198	1512
AC	288	166	266	255	218	277	268	177	1915
BC	240	188	205	140	171	223	219	174	1560
ABC	251	249	210	224	168	225	175	191	1693
Total	1952	1543	1585	1584	1347	1476	1455	1410	12352

Construire un tableau des effets principaux et des interactions exprimés en termes de moyenne de traitement individuel. A partir de ce tableau construire l'ANOVA.

**REPONSES A L'EXERCICE 2**

(1) Le résultat final du carré latin dépendra des sélections faites dans le tableau des numéros randomisés. Donc, il n'y a pas un seul résultat.

(2) Depuis que l'ordre d'importance des facteurs suivant un ordre décroissant est variété, engrais, et irrigation, on peut assigner les variétés aux sub-subplots, l'engrais aux subplots, et l'irrigation aux mainplots. Le nombre de sub-subplots par subplot doit être égal au nombre de variétés, le nombre de subplots par mainplot doit être égal au nombre de niveaux d'engrais, et le nombre de mainplots par répétition doit être égal au nombre de traitements et d'irrigation. Donc, s'il y a trois répétitions, le nombre de mainplots, subplots et sub-subplots se présente comme suit:

2 mainplots par répétition X 3 répétitions = 6 mainplots

2 subplots par mainplot X 6 mainplots = 12 subplots

4 sub-subplots par subplot X 12 subplots = 48 sub-subplots

48 sub-subplots + 12 subplots + 6 mainplots = 66 observations.

(3)

Les Interactions et Effets Principaux Exprimés en Termes de Moyenne de Traitement Individuel

Les Codes des Combinaisons de Traitements et Rendement Total

Effet	(1)	A	B	AB	C	AC	BC	ABC	Effet
Factoriel	1333	1508	1449	1382	1512	1915	1560	1693	Diff.
A	-	+	-	+	-	+	-	+	644
B	-	-	+	+	-	-	+	+	-184
AB	+	-	-	+	+	-	-	+	-512
C	-	-	-	-	+	+	+	+	1008
AC	+	-	+	-	-	-	-	+	428
BC	+	+	-	-	-	+	+	+	-164
ABC	-	+	+	-	+	-	-	+	-28

L'ANOVA d'une Expérience Factorielle sur l'Engrais

Source de variation	df	Somme des Carrés	Carrés Moy.	Ratio F
répétitions	7	29882.00	4268.86	2.77**
traitements	7	30276.00	4325.14	2.81**
- A	1	6480.25	6480.25	4.22**
- B	1	529.00	529.00	0.34NS
- AB	1	4096.00	4096.00	2.66*
- C	1	15876.00	15876.00	10.33**
- AC	1	2862.25	2862.25	1.86NS
- BC	1	420.25	420.25	0.27NS
- ABC	1	12.25	12.25	0.008NS
Erreur	49	75306.00	1536.86	

## REFERENCES

1. Gomez, K.A et Gomez, A.A. 1976. Statistical Procedures for Agricultural Research with Emphasis on Rice International Rice Research Institute, Los Banos. Phillipines.
2. Hildebrand, P.E et Poey, F. 1985. On-Farm Agronomic Trials in Farming Systems Research and Extension. Lynne Rienner Publishers, Inc., Boulder, Colorado, U.S.A.
3. LeClerge, E.L, Leonard, W.H., et Clark, A.G. 1962. Field Plot Technique. Second Edition. Burgess Publishing Company, 426 South Sixth Street, Minneapolis 23, Minnesota, U.S.A.
4. Little, T.M. et Hills, F.J. 1978. Agricultural Experimentation - Design and Analysis. John Wiley & Sons, New York, U.S.A.
5. Ostle, B. et Mensing, R.W. 1979. Statistics in Research - Basic Concepts and Techniques for Research Workers. Iowa State University Press, Ames, Iowa, U.S.A.



**International Agricultural Program**

300 Hotz Hall

Fayetteville, Arkansas 72701

(501) 575-6857

Telex: 314000

FAC 501 575 5055