



Original Paper

<http://indexmedicus.afro.who.int>

Qualification des dispositifs expérimentaux par deux algorithmes de blocage *a posteriori*

Noël Houédoubé FONTON* et Théophile ODJO

Centre de Biostatistique et Informatique Générale, Université d'Abomey-Calavi,
01 BP : 526 Cotonou, Bénin.

* Auteur correspondant, E-mail: hfonton@bj.refer.org

RESUME

La variabilité expérimentale des parcelles dans les essais expérimentaux a été étudiée pour apprécier l'homogénéité des blocs, l'efficacité des dispositifs expérimentaux en milieu tropical et la solution alternative de blocage *a posteriori*. Les méthodes courantes pour qualifier les essais expérimentaux sont peu robustes pour faire ressortir la variabilité des unités expérimentales dans le bloc. Ainsi, deux algorithmes de blocage *a posteriori* sont développés à cet effet avec comme fondement statistique la composante aléatoire de la variable observée. Il s'agit de l'algorithme de l'amplitude (M_1) et de l'algorithme de répartition égale (M_2). Les données utilisées proviennent des essais en champ au Bénin. L'établissement de la carte de variabilité expérimentale révèle que les parcelles unitaires sont variables au sein des blocs expérimentaux. Le résultat d'analyse de la variance issue de ces essais ne répond pas aux conditions d'application et par conséquent est biaisé. De l'analyse statistique par le modèle linéaire généralisé des résultats des deux algorithmes, il ressort globalement que le bloc *a posteriori* conduit à une augmentation remarquable de l'efficacité relative de l'ordre de 280% et 364% respectivement pour M_1 et M_2 . L'algorithme de répartition égale apparaît comme le meilleur algorithme pour la qualification des essais expérimentaux en champ.

© 2011 International Formulae Group. All rights reserved.

Mots clés : Dispositif expérimental, modèle linéaire généralisé, variabilité expérimentale, bloc, efficacité relative, milieu tropical.

INTRODUCTION

Dans plusieurs articles ou rapports de recherche, des essais en champ menés en milieu tropical se caractérisent par des coefficients de variation assez élevés pouvant atteindre plus de 70% (Fonton, 1999). Ce constat ne permet pas d'accorder une fiabilité aux résultats expérimentaux et par conséquent un crédit aux conclusions qui peuvent être tirées, notamment conclure que tel traitement est meilleur à tel autre ou que telle variété est

mieux indiquée pour une production plus élevée. Dans plusieurs domaines des sciences de la vie, l'erreur expérimentale est le principal facteur contrôlé. Elle demeure un paramètre de validation comme le montrent les récents travaux de recherche notamment sur les cultures et leurs pathologies (Williams et al., 2011), sur le stress hydrique et la relation rendement et sol-racine-eau (Hu et al., 2011; Zhang et al., 2011), la séquestration du

carbone (Yang et al., 2011) et aussi pour mettre en évidence sa relation avec la taille de l'échantillon (de Valpine et al., 2009). Dès lors, on peut admettre que l'analyse des résultats d'une expérience ne doit pas nécessairement être considérée comme terminée à l'issue du test F conduisant à accepter l'hypothèse nulle ou après la structuration des moyennes en cas de rejet (Claustriax, 1999).

En observant les protocoles expérimentaux, le dispositif expérimental le plus utilisé est le dispositif en blocs aléatoires complets, désigné sous le vocable de bloc de Fisher. S'il est admis que le dispositif expérimental est un arrangement des unités expérimentales (parcelles unitaires) afin de contrôler l'erreur expérimentale et, dans le même temps, accommoder le dispositif des traitements, il est important de situer la notion de bloc dans son concept originel.

Le blocage des essais a pour objectif de réduire l'erreur expérimentale (Kuehl, 1994). Par ailleurs, l'utilisation du bloc permet de contrôler la variabilité du matériel végétal (Federer, 1955). En expérimentation en champ, on entend par bloc, une bande de terrain homogène sur laquelle on répartit l'ensemble des niveaux (variantes) du facteur ou des combinaisons des niveaux des facteurs que l'on étudie (Philippeau, 1989). Il ajoute que la fertilité du sol dans cette bande doit être la même d'une extrémité à l'autre ; les façons culturales doivent y être réalisées de manière à ne pas y créer d'hétérogénéité.

Le concept d'hétérogénéité est souvent rencontré dans beaucoup de domaines tels que l'environnement, la médecine, la microbiologie, l'expérimentation en champ, etc. L'hétérogénéité est donc une notion très variable. Dans le cas précis de l'expérimentation en champ par exemple, l'hétérogénéité peut être fonction de plusieurs facteurs tels que la fertilité du sol, le relief, le matériel végétal, la technique de collecte de données, la direction culturale, la saison culturale, etc.

Du point de vue statistique, les dispositifs en blocs permettent d'estimer les paramètres statistiques (Gumpertz et Brownie, 1993) et de minimiser la variance généralisée des paramètres estimés (Wright et Bailer, 2006). L'utilisation de ce dispositif dans les essais en champ en milieu tropical requiert alors une attention particulière étant donné la grande variabilité du matériel biologique qui est typiquement plus élevée que dans beaucoup d'autres expérimentations notamment en ingénierie mécanique et chimique (Glimour, 2006).

La pratique courante d'installation du bloc ne tient pas compte de la nécessité de disposer d'une surface uniforme en fonction de la profondeur du sol, des poches de fertilité dues surtout aux termitières, l'historique des essais réalisés sur la parcelle, l'existence d'un gradient de fertilité (proximité d'un cours d'eau, lisière d'un couvert végétal), etc. Des techniques sont élaborées pour qualifier l'expérience réalisée dans ces conditions (Claustriax, 1999). Il s'agit de l'examen cartographique des résidus ou autopsie, l'efficacité relative et la puissance de l'essai. L'autopsie de l'expérience suppose l'uniformité dans les blocs et l'effet résiduel est alors assimilé à des faits aléatoires. De ce fait, elle ignore totalement l'effet de l'hétérogénéité au sein des blocs. La variabilité expérimentale est une notion qui intègre l'effet propre de l'unité expérimentale et le facteur aléatoire (Sundberg et al., 2006). Elle apparaît comme un bon indicateur de l'hétérogénéité spatiale au sein du bloc et permet dès lors de préparer au mieux de nouvelles planifications expérimentales dans le milieu. Aussi, le contrôle de l'erreur expérimentale permet aussi l'efficacité des méthodes statistiques (Johnson, 2007).

La présente étude est une contribution pour mieux qualifier les expériences en blocs par l'établissement de la carte de variabilité expérimentale. Elle vise surtout l'adéquation des hypothèses d'investigation en blocs aléatoires complets aux conclusions de recherche.

MATERIEL ET METHODES

Estimation de la variabilité expérimentale

Estimation des résidus parcellaires

Avant toute analyse, il est important de poser le modèle théorique. En effet, le choix d'un modèle est toujours fonction des connaissances antérieures du sujet. Ensuite, on applique ce modèle théorique aux observations recueillies, et on suppose, toujours *a priori*, qu'elles le respectent. L'estimation de la variabilité expérimentale est basée sur les principes théoriques de l'analyse de la variance. Elle est considérée comme la somme de l'erreur expérimentale et de l'hétérogénéité dans le bloc.

Dans le cas des essais en blocs aléatoires complets, le modèle théorique varie selon le dispositif expérimental utilisé. Pour la plupart des cas, il s'agit de modèle mixte dont le facteur bloc est considéré comme aléatoire et constitue le dispositif abordé dans cette étude. Pour les autres dispositifs, des ouvrages spécialisés tels que Federer (1955), Petersen (1985), et Dagnelie (2003) en donnent des détails.

Les observations y_{ij} d'un dispositif en blocs aléatoires complets, à p objets ou traitements et q blocs sont ajustées au modèle croisé mixte d'analyse de la variance à deux critères de classification qui s'écrit dans le cas des effectifs unitaires comme suit (Christensen, 1998 ; Collins, 1999) :

$$y_{ij} = m + a_i + B_j + D_{ij} \quad (1)$$

où m est la moyenne générale, $a_i = (m_i - m)$ est l'effet non réduit spécifique au traitement i , avec $i=1, \dots, p$, $B_j = (M_{.j} - m)$ est l'effet non réduit du bloc j avec $j=1, \dots, q$. La composante D_{ij} est le résidu de l'unité ou parcelle ayant reçu le traitement i sur le bloc j . Elle correspond, lorsque les conditions d'application de la méthode d'analyse sont réunies, à la partie non expliquée par le modèle estimé. Sa distribution est normale de moyenne nulle et de variance σ^2 représentant la variance

résiduelle du modèle estimé. La moyenne relative au traitement i est :

$$m_i = \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q y_{ij}$$

Si les quantités m , m_i et M_j peuvent être estimées (\hat{m} , \hat{m}_i et \hat{M}_j), l'estimation des résidus \hat{D}_{ij} sur chaque unité expérimentale s'écrit:

$$\hat{D}_{ij} = y_{ij} - \hat{m}_i - \hat{M}_j + \hat{m} \quad (2)$$

Autopsie d'une expérience

Dans le cadre de l'autopsie d'une expérience, les cartes de variabilité sont réalisées sur la base du principe que chaque bloc constitue une classe de variabilité expérimentale différente de celles des autres blocs. Ainsi, pour chaque unité expérimentale, des valeurs réduites des résidus parcellaires sont calculées en supposant qu'elles suivent une loi normale. Il s'agit des résidus réduits ou écarts unitaires \hat{U}_{ij} , des résidus standardisés \hat{R}_{ij} et des résidus studentisés \hat{T}_{ij} respectivement (Claustrioux, 1999) :

$$\hat{U}_{ij} = \hat{D}_{ij} / \hat{\sigma}$$

$$\hat{R}_{ij} = \hat{D}_{ij} / (\hat{\sigma} \sqrt{(1-1/pq)})$$

$$\hat{T}_{ij} = \hat{D}_{ij} / (\hat{\sigma}' \sqrt{1-1/pq})$$

où $\hat{\sigma}'$ est l'écart-type de l'erreur estimée en excluant la valeur y_{ij} .

Pour l'autopsie d'une expérience, on considère les résidus au sens classique de la définition ou les résidus réduits. Les deux autres sont davantage utilisés en régression en vue de déterminer des valeurs aberrantes.

Alternative à l'autopsie d'une expérience

Tenant compte de la réalité dans l'implantation des blocs, on ne peut admettre que chaque bloc constitue une classe de variabilité. Pour ce faire, l'effet de chaque parcelle unitaire est pris en compte comme une composante de la variabilité

expérimentale, soit $\hat{q}_{ij} = \hat{B}_j + \hat{D}_{ij}$. On peut alors écrire :

$$\begin{aligned} \hat{q}_{ij} &= (\hat{m}_j - \hat{m}) + (y_{ij} - \hat{m}_i - \hat{m}_j + \hat{m}) \\ \hat{q}_{ij} &= y_{ij} - \hat{m}_i. \end{aligned} \quad (3)$$

La quantité \hat{q}_{ij} est une estimation de la variabilité expérimentale correspondant à l'unité expérimentale ayant reçu le traitement i dans le bloc j . Dans le cas des essais avec r répétitions ($k = 1, \dots, r$), le modèle théorique s'écrit :

$y_{ijk} = m + a_i + B_j + (aB)_{ij} + D_{ijk}$, et la quantité \hat{q}_{ijk} de la parcelle k ayant reçu le traitement i dans le bloc j est :

$$\hat{q}_{ijk} = \hat{B}_j + (a\hat{B})_{ij} + \hat{D}_{ijk} \quad (4)$$

Algorithmes d'établissement de la carte de variabilité expérimentale

Pour l'établissement de la carte de la variabilité expérimentale, deux algorithmes sont conçus. Il s'agit de l'algorithme basé sur l'amplitude des variabilités expérimentales réduites et l'algorithme de répartition égale des variabilités expérimentales réduites. Pour chaque unité expérimentale, la variabilité expérimentale réduite \hat{r}_{ij} est calculée en fonction de la variabilité expérimentale \hat{q}_{ij} , soit :

$$\hat{r}_{ij} = \frac{\hat{q}_{ij}}{\hat{\sigma}_q} \quad (5)$$

avec $\hat{\sigma}_q$ l'écart-type des \hat{q}_{ij} .

Algorithme basé sur l'amplitude (M_1)

Si r_{inf} et r_{sup} sont respectivement les valeurs inférieure et supérieure des \hat{r}_{ij} estimées sur l'ensemble des parcelles

unitaires, l'amplitude des variabilités réduites A est :

$$A = r_{sup} - r_{inf}. \quad (6)$$

Pour un dispositif en q blocs, on définit un intervalle de classe constant I , soit :

$$I = (r_{sup} - r_{inf}) / q. \quad (7)$$

Disposant de la valeur I de l'intervalle de classe, la catégorisation pb_{ij} des valeurs \hat{r}_{ij} est obtenue par la formule suivante :

$$pb_{ij} = E(((r_{ij} - r_{inf}) / I) + 1) \quad (8)$$

où E désigne la partie entière.

Pour chaque parcelle expérimentale, les valeurs pb_{ij} sont calculées. Ce sont des valeurs entières qui varient entre 1 et q à l'exception de r_{sup} pour laquelle la formule (8) donnera la valeur $q + 1$. Pour cette raison, la valeur pb_{ij} de r_{sup} est calculée par la formule (9) comme suit :

$$pb_{ij} = E((r_{ij} - r_{inf}) / I). \quad (9)$$

Les formules (8) et (9) permettent d'attribuer à chaque parcelle unitaire, le bloc d'appartenance *a posteriori*.

Algorithme de répartition égale

L'algorithme de répartition égale (M_2) est basé sur les quantiles ou fractiles. Elle consiste à répartir les valeurs \hat{r}_{ij} , en nombre égal, dans q classes avec q correspondant au nombre de blocs du dispositif expérimental. Pour quatre blocs, on parlera de quartile. Les valeurs q_1 , q_2 et q_3 , respectivement premier quartile, deuxième quartile et troisième quartile, sont d'abord déterminées tel que 25% des valeurs \hat{r}_{ij} soient comprises entre $-\infty$ et q_1 , 25% entre q_1 et q_2 , 25% entre q_2 et q_3 et 25% entre q_3 et $+\infty$. De la même manière, pour cinq blocs, les

valeurs \hat{r}_{ij} sont réparties en cinq classes de même effectif ou approximativement. Quel que soit l'algorithme, le numéro du bloc *a posteriori* de la valeur extrême inférieure des \hat{r}_{ij} est 1, et celui de la valeur extrême supérieure est q .

Cartographie de la variabilité expérimentale et variabilité supplémentaire

Les cartes de variabilité décrivent l'hétérogénéité du dispositif expérimental et permettent une meilleure visualisation de la variabilité des unités expérimentales. Ainsi, en fonction de l'algorithme, un numéro correspondant à la classe de la variabilité expérimentale réduite est attribué à chaque parcelle du dispositif implanté. On peut aussi réaliser la cartographie en associant à chaque parcelle une couleur ou un motif afin de faciliter l'examen visuel de la classe de variabilité expérimentale d'appartenance.

Pour mettre en évidence la variabilité supplémentaire induite par l'implantation du dispositif, les analyses de la variance ont été reprises en considérant les blocs *a posteriori* et le dispositif complètement aléatoire (CA). Il est à remarquer que la répartition des traitements dans les blocs *a posteriori* n'est pas nécessairement équilibrée, car tous les traitements ne sont pas répétés un même nombre de fois au sein de ces derniers. Il n'est pas rare de voir des traitements présents dans un *post-bloc* et absents dans un autre. Pour contourner cette difficulté, la procédure GLM (General Linear Model) du logiciel SAS a été utilisée pour analyser les données. A l'issue de ces analyses, deux paramètres sont calculés pour quantifier la variabilité supplémentaire. Il s'agit du coefficient de variation résiduelle et le rapport entre le carré moyen qui a servi de base de comparaison pour le dispositif implanté et le carré moyen qui sert de base de comparaison pour les blocs *a posteriori* ou celui du CA. Ce rapport correspond à l'efficacité relative d'une expérience des dispositifs simples sur ceux contrôlant l'effet de l'hétérogénéité telle que définie par Claustrioux (1999). Si CM_{BAC} est le carré moyen résiduel du dispositif en blocs

aléatoires complets, et CM_{PB} celui du dispositif en blocs *a posteriori*, la variabilité supplémentaire en pourcent (VS%) induite par la variabilité expérimentale du dispositif en BAC par rapport à celui lié aux blocs *a posteriori* est $VS\% = 100 \times \frac{CM_{BAC}}{CM_{PB}}$. De

même, la variabilité supplémentaire par rapport à la randomisation totale (CA) est déterminée par $VS\% = 100 \times \frac{CM_{BAC}}{CM_{CA}}$.

Données utilisées

Les données d'étude proviennent de sept travaux de recherche avec un dispositif en blocs aléatoires complets effectués au Bénin (Afrique de l'Ouest). Ces essais sont présentés dans le Tableau 1 avec le numéro de l'essai, le titre de la recherche, le nombre de blocs et les variables observées.

Les deux derniers essais ont pour objectif la comparaison des essences forestières ou des provenances d'essences. Les essences forestières concernées sont : *Eucalyptus camaldulensis*, *Eucalyptus tereticornis*, *Eucalyptus torelliana*, *Acacia auriculiformis* et *Leucena leucocephala*. Pour ces essais, chaque parcelle comporte 49 plants avec un espacement de 3 mètres entre les lignes et 3 mètres dans les lignes. Les paramètres dendrométriques observés sont le diamètre ou la circonférence à 1,30 m et la hauteur totale. Les autres essais sont des essais purement agronomiques dont l'objectif est, entre autres, la comparaison des variétés de niébé, des insecticides et l'étude de l'arrière effet d'engrais azoté sur le maïs. Les variables observées sont essentiellement le poids et le rendement.

RESULTATS

Cartes de la variabilité expérimentale

A titre indicatif, les cartes de variabilité des essais 1 et 2 sont établies respectivement pour l'algorithme M_1 et l'algorithme M_2 et présentées dans les Figures 1 et 2. Comme le montrent les deux figures, il ressort que les blocs *a posteriori* (*post-bloc*) ne

correspondent pas aux blocs expérimentaux. Pour le premier essai, le bloc 1 est caractérisé par 7 parcelles sur les 10 appartenant à la première classe de variabilité pour M_1 . Avec M_2 , la parcelle T3 passe dans la deuxième classe de variabilité, ce qui conduit à 6 parcelles sur 10. En ce qui concerne le bloc 2, les deux algorithmes donnent les mêmes résultats à savoir 6 parcelles sur les 10 appartiennent à la deuxième classe de variabilité.

Pour le deuxième essai avec 4 blocs et huit traitements, quatre classes de variabilité sont considérées à savoir *Post-bloc1*, *Post-bloc2*, *Post-bloc3* et *Post-bloc4* comme le montre la Figure 2. En visualisant la carte de variabilité, les fréquences les plus élevées des classes de variabilité par bloc varient de 3 à 6 pour M_1 et de 3 à 5 pour M_2 . Toutes les classes de variabilité sont présentes dans 2 blocs sur 4 pour M_1 et pour M_2 , et expliquent ainsi la grande variabilité des parcelles unitaires au sein de ceux-ci.

Analyse de la variabilité supplémentaire

Les coefficients de variation résiduelle et les variabilités supplémentaires sont calculés et présentés dans le Tableau 2 pour les différentes analyses. Il ressort, de façon générale, une diminution du coefficient de variation résiduelle du dispositif complètement aléatoire encore appelé « sans blocs » au *post-blocking* M_2 en passant par le bloc aléatoire complet (BAC) et le *post-*

blocking M_1 . Cette diminution prouve bien que ces différents algorithmes réduisent l'erreur expérimentale et par conséquent augmentent la précision des résultats.

Il est important de noter que cette réduction n'est pas nette lorsqu'on passe de CA au BAC. L'efficacité relative du dispositif en blocs aléatoires complets par rapport à un dispositif complètement aléatoire est dans 50% compromise. En effet, l'efficacité de la randomisation totale sur le bloc aléatoire complet est en moyenne de 116%. L'efficacité des dispositifs de blocage *a posteriori* sur la randomisation totale est nettement significative avec en moyenne 212% et 341% respectivement pour M_1 et M_2 .

L'efficacité relative de M_1 par rapport au BAC varie entre 121% et 487%, avec une moyenne de 214%. Il ressort que pour avoir la même précision, il faut doubler le nombre de parcelles des dispositifs en blocs aléatoires complets. Avec M_2 , l'efficacité relative est en moyenne de 382% par rapport au BAC et varie entre 176% et 651%.

Lorsque nous calculons l'efficacité de M_2 sur M_1 , 80% des résultats mettent en évidence le meilleur contrôle de l'hétérogénéité au sein des blocs. Pour l'ensemble, cette efficacité est évaluée en moyenne à 209%.

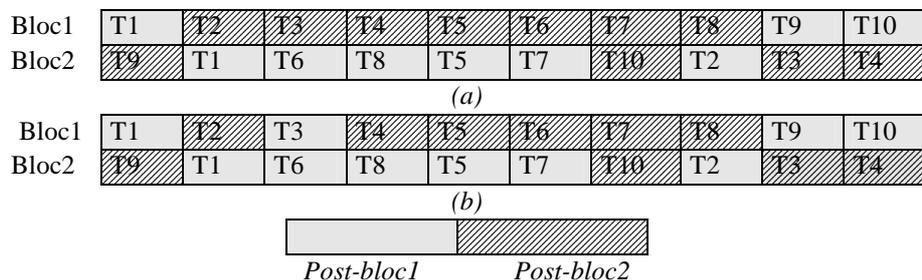


Figure 1 : Carte de la variabilité expérimentale de l'essai 1 : *algorithme de l'amplitude* M_1 (a) et *algorithme de répartition égale* M_2 (b).

Tableau 1 : Présentation des données provenant des différents essais (thèmes, nombres de blocs et variables observées des essais).

N° essais	Thèmes	Nombres de Blocs	Variables observées
1	Etude du complexe parasitaire de 10 variétés cultivées de niébé (<i>Vigna unguiculata</i> (L) walps)	2	- Nombre de plants infestés, - rendements
2	Etude de 4 séquences d'application de deux insecticides Decis (<i>Deltamethrine</i>) et systoate (<i>Diméthoate</i>) en lutte chimique contre les boers du maïs	4	- Poids en kg des épis égrenés pour un échantillon de 30 plantes à la récolte
3	Etude de l'arrière effet de l'engrais azoté sur le maïs	3	- Rendements des grains en kg/ha
4	Etude de l'arrière effet de l'engrais azoté sur le maïs	4	- Rendement en épis (kg/ha)
5	Etude comparative des paramètres agronomiques de quatre variétés de niébé dans les conditions d'Abomey-Calavi	4	- Poids des gousses
6	Comparaison d' <i>Eucalyptus camaldulensis</i> et <i>Acacia auriculiformis</i>	5	- Hauteur (m) - Diamètre (cm) à 1,30 m
7	Comparaison de quatre provenances de <i>Eucalyptus camaldulensis</i>	5	-Hauteur (m), - Diamètre (cm) à 1,30 m

Tableau 2 : Coefficients de variation résiduelle et efficacités relatives en pourcent obtenus avec les différents algorithmes de blocage *a priori* (CA et BAC) et *a posteriori* (M_1 et M_2).

N°	Coefficients de variation résiduelle				Efficacités relatives (%)			
	Résultats	CA	BAC	M_1	M_2	BAC/CA	M_1 /BAC	M_2 /BAC
1		10,14	9,92	6,68	7,30	96	221	185
2		3,58	3,75	1,70	1,47	110	487	651
3		23,82	21,31	13,30	12,4	80	257	295
4		12,51	11,52	7,41	7,66	85	242	226
5		17,72	19,9	17,92	8,63	126	123	532
6		4,33	3,40	2,58	2,56	62	174	176
7		15,34	14,61	12,53	9,04	91	136	261
8		7,81	11,84	9,33	6,66	230	161	316
9		19,30	20,84	18,95	8,90	117	121	548
10		8,54	10,90	7,32	4,33	163	222	634

BAC : Dispositif en Blocs aléatoires complets, CA= Dispositif complètement aléatoire (sans blocs), M_1 : Blocage par l'algorithme de l'amplitude, M_2 : Blocage par l'algorithme de répartition égale

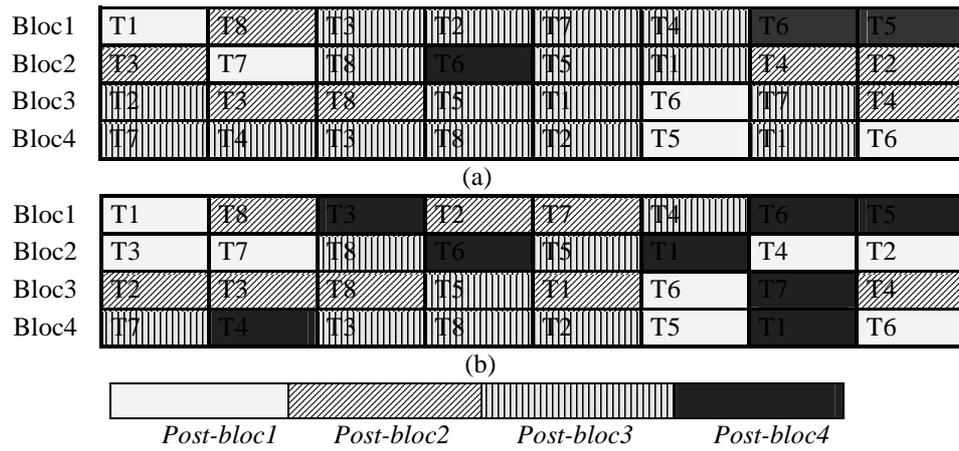


Figure 2 : Carte de la variabilité expérimentale de l'essai 2 : algorithme de l'amplitude M_1 (a) et algorithme de répartition égale M_2 (b).

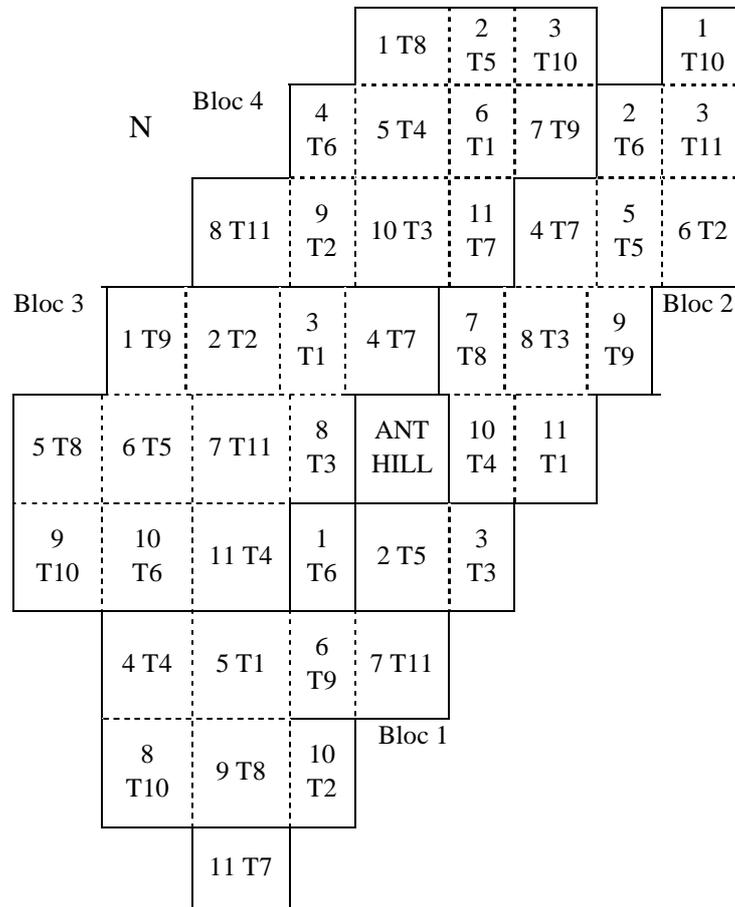


Figure 3 : Dispositif expérimental d'essai agroforestier d'étude de la compétition racinaire. (Ong et al., 1991).

DISCUSSION

Globalement, de l'examen cartographique des différents dispositifs, il ressort que le bloc, bien qu'étant théoriquement une bande de terrain homogène sur laquelle on répartit l'ensemble des traitements étudiés, ne se présente pas toujours comme une entité groupée homogène. C'est plutôt une entité pouvant être composée de plusieurs morceaux de bande de terrain séparés les uns des autres mais uniformes quant à la variabilité expérimentale. Ceci pose à nouveau toute la problématique de la notion de bloc. Le bloc est souvent perçue, par bon nombre de chercheurs notamment en milieu tropical, comme un simple découpage de terrain de forme régulière et pouvant être scindé en unités expérimentales. Ce faisant, la variabilité provenant de l'hétérogénéité du sol au sein de chaque bloc est considérable. La variabilité attribuée au hasard est trop importante pour être neutralisée par la randomisation à l'intérieur des blocs. Elle rend, de ce fait, la puissance du test de Fisher faible d'où des résultats moins intéressants et peu convaincants.

Le modèle et l'inférence statistiques utilisés dans les deux algorithmes se justifient dans la mesure où l'erreur expérimentale est considérée comme une composante aléatoire de la variable observée comme l'a souligné Sundberg et al. (2006). La pertinence de prendre en compte le bloc comme un facteur aléatoire (Collombier et Tinsson, 1997) renforce la base théorique des deux algorithmes développés. Ces derniers ont permis de faire ressortir la variabilité expérimentale au sein des blocs par des efficacités relatives assez élevées de leurs dispositifs expérimentaux respectifs.

En somme, il ressort de cette étude que les blocs dans les essais en champs en région tropicale ne répondent pas aux conditions théoriques de la planification expérimentale et de l'analyse de la variance. Comme dans le cas des études d'expression des gènes, les statisticiens peuvent jouer un rôle crucial en

assurant une meilleure allocation des unités expérimentales (Sanchez et Glonek, 2009). En effet, l'utilisation des blocs aléatoires complets en région tropicale est parfois nuisible à l'expérimentation et les résultats obtenus mettent en évidence 50% d'essais en randomisation totale meilleurs que le bloc aléatoire complet. Ces résultats confirment donc l'idée de Claustriax (1999) selon laquelle l'introduction de la structure en blocs dans le dispositif complètement aléatoire ne réduit pas l'erreur expérimentale surtout dans la pratique courante d'installation des essais en région tropicale. Il est donc mieux indiqué d'envisager soit une autre méthode d'analyse telle que le bloc *a posteriori* par exemple ou utiliser un dispositif complètement aléatoire.

Les résultats obtenus proviennent d'un nombre limité de données expérimentales. Une généralisation est souhaitée avec la simulation d'une gamme variée de données d'essais. Aussi, pour remédier à la nécessité d'une étude post-mortem d'une expérience, il est utile de procéder au début de l'expérience à un essai à blanc. L'intérêt d'un essai à blanc est d'aboutir à mieux cartographier l'hétérogénéité de la parcelle d'essais afin d'identifier les zones d'homogénéité similaire pour en constituer des blocs. C'est le cas de l'essai de comparaison de système agroforestier dont le dispositif expérimental est présenté à la Figure 3 (Ong et al., 1991) qui montre que les blocs ne sont nécessairement pas des parcelles voisines et contiguës en bande. La précision des résultats suite à un essai en blanc serait bien au-delà du temps perdu à cet exercice. Dans le cas où le domaine expérimental ne permet pas de disposer de zones d'homogénéité de surface suffisante pour prendre en compte tous les traitements, deux options sont possibles à savoir réduire le nombre de traitements ou procéder aux dispositifs en blocs incomplets.

REFERENCES

- Christensen R. 1998. *Analysis of Variance, Design and Regression: Applied Statistical Methods*. Chapman & Hall: New York.
- Claustriax JJ. 1999. Autopsie des expériences. In Mieux collecter

- l'information et mieux l'analyser : cas de l'expérimentation agricole. Actes du séminaire, Cotonou, Université Nationale du Bénin, 47-59.
- Collins CA. 1999. *Statistical Experiment Design and Interpretation. : An Introduction with Agricultural examples.* John Willey & Sons: New York.
- Collombier D, Tinsson W. 1997. Propriétés caractéristiques de plans d'expérience en blocs à facteurs quantitatifs. *Rev. Stat. Appl.*, **45**(1): 75-96.
- Dagnelie P. 2003. *Principes d'Expérimentation : Planification des Expériences et Analyse de leurs Résultats.* Presses agronomiques : Gembloux.
- Federer WT. 1955. *Experimental Design: Theory and Application.* Macmillan: New York.
- Fonton HN. 1999. Post Blocking en expérimentation agricole. In Mieux collecter l'information et mieux l'analyser : cas de l'expérimentation agricole. Actes du séminaire Cotonou, Université Nationale du Bénin, 73-84.
- Glimour GS. 2006. Response surface design for experiments in bioprocessing. *Biometrics*, **62**(2): 323-331.
- Gumpertz ML, Brownie C. 1993. Repeated measures in randomized block and split plot experiments. *Can. J. For. Res.*, **23**(4): 625-639.
- Hu T, Kang S, Li F, Zhang J. 2011. Effects of partial root-zone irrigation on hydraulic conductivity in the soil-root system of maize plants. *J. Exp. Bot.*, **62**(12): 4163 - 4172.
- Johnson T. 2007. Bayesian method for gene detection and mapping, using a case and control design and DNA pooling. *Biostat.*, **8**(3): 546 - 565.
- Kuehl RO. 1994. *Statistical Principles of Research Design and Analysis.* Duxbury Press: Belmont.
- Ong CK, Corlett JE, Black CR. 1991. Above and below ground interactions in agroforestry systems. *For. Eco. Man.*, **45**: 45-57.
- Petersen RG. 1985. *Design and Analysis of Experiments.* Dekker: New York.
- Philippeau G. 1989. *Théorie des Plans d'Expérience : Application à l'Agronomie.* Institut Technique des Céréales et des Fourrages. Service des Etudes Statistiques : Paris.
- Sanchez PS, Glonek GFV. 2009. Optimal designs for 2-color microarray experiments. *Biostat.*, **10**(3): 561-574.
- Sundberg R, Castensson A, Jazin E. 2006. Statistical modeling in case-control real-time RT-PCR assays, for identification of differentially expressed genes in schizophrenia. *Biostat.*, **7**(1): 130-144.
- de Valpine P, Bitter HM, Brown MPS, Heller J. 2009. A simulation-approximation approach to sample size planning for high-dimensional classification studies. *Biostat.*, **10**(3): 424-435.
- Williams CE, Nemacheck JA, Shukle JT, Subramanyam S, Saltzmann KD, Shukle RH. 2011. Induced epidermal permeability modulates resistance and susceptibility of wheat seedling to herbivory by Hessian fly larvae. *J. Exp. Bot.*, **62**(13): 4512-4531.
- Wright ES, Bailer AJ. 2006. Optimal experimental design for nonlinear response in environmental toxicology. *Biometrics*, **62**(3): 886-892.
- Yang H, Auerswald K, Bai Y, Wittmer MHOM, Schnyder H. 2011. Variation in carbon isotope discrimination in *Cleistogenes squarrosa* (Trin.) Keng: patterns and drivers at tiller, local, catchment, and regional scales. *J. Exp. Bot.*, **62**(12): 4143-4152.
- Zhang L, Xiao S, Li W, Feng W, Li J, Wu Z, Gao X, Liu F, Shao M. 2011. Overexpression of a Harpin-encoding gene *hrfl* in rice enhances drought tolerance. *J. Exp. Bot.*, **62**(12): 4229-4238.