

1941-1942 2000

31 Mai au 19 Juin 2000



COOPÉRATION
FRANÇAISE

BOG
Potion 2

Sommaire

Remerciements	3
introduction	4
1 Déroulement de la mission..	5
3 Evaluation de l'impact de la mission..	7
2.1 Public visé.....	7
3.2 Evaluation	7
3 Observations générales et conclusions	9
Annexes.....	10
Annexe 1 : Termes de références	11
Annexe 2 : Liste des participants	13
Annexe 3 : Fiche d'évaluation	14
Annexe 4 : Support de cours	15

Remerciements

Nous remercions vivement tous ceux qui ont favorisé l'organisation de cette mission :

- Maurice Izard, Ministère Français des Affaires Etrangères
- Daniel Annerose, Direction des Relations Extérieures, CIRAD
- Harold Roy-Macauley, Directeur du CERAAS
- Moussa Bakhayokho. Directeur Général de l'ISRA
- Jean-Pierre Ndiayc. Directeur Scientifique de l'ISRA.

Au FOFIFA de Madagascar François Rasolo (Directeur Général). Yvonne Rabenantoandro (Directeur Scientifique). Célestin Randrianarivonizandriny et Holy Ratompoalimanana (Unité de biométrie et informatique) n'ont pas ménagé leurs efforts pour réunir les conditions de bonne exécution du programme d'appui en biométrie.

Beaucoup de chercheurs du FOFIFA ont participé aux séances de formation que nous avons organisées et certains ont bien voulu proposer leurs propres résultats d'essais pour servir d'exemples d'application. Nous avons apprécié leur fructueuse collaboration.

Introduction

Cette mission s'inscrit dans le cadre d'un projet d'appui en biométrie au Centre National de la Recherche Appliquée au Développement Rural (FOFIFA). L'objectif global du projet est de renforcer les compétences en biométrie des chercheurs en les accompagnant lors des différentes étapes de la réalisation d'une activité de recherche (Termes de références en annexe 1). Le choix des protocoles expérimentaux, leur mise en place, l'analyse et la présentation des résultats font ainsi l'objet d'un appui particulier assuré par une équipe de biométriciens.

L'objectif de cette mission qui vient à la suite d'une première mission d'appui à la mise au point et à la rédaction de protocoles expérimentaux est d'apporter aux chercheurs du FOFIFA un appui opérationnel à l'analyse des données issues des expérimentations mises en place au cours de la campagne 1999/2000.

L'étude des protocoles expérimentaux, lors de la première mission, a permis de dégager les principales méthodes d'analyse des données à mettre en œuvre. C'est pourquoi l'appui a été organisé en deux étapes : une première étape constituée d'une série de modules portant sur des méthodes d'analyse statistique des données et une seconde qui consistait à un appui individuel aux chercheurs afin de répondre aux questions soulevées par les spécificités de chaque domaine d'expérimentation.

Déroulement de la mission

Deux sites ont été choisis par le FOFIFA comme cadres d'organisation de la mission d'appui

- Le Centre régional de recherche (CRR) de Tuléar, où étaient réunis les chercheurs des CRR de Tuléar et Fianarantsoa.
- La Direction Générale du FOFIFA à Antananarivo, où se sont retrouvés des chercheurs de la plupart des centres de recherches régionaux et des départements du FOFIFA.

Date	Heure	Activités
31/05/2000	17h30	Départ de Dakar
03/06/2000	- -	Arrivée à Antananarivo
04/06/2000		Départ pour Tuléar
05/06/2000	9h	Présentation de la mission
	10h	Module 1 : Présentation des données pour analyse statistique
	11h	Module 2 : Analyse statistique des expérimentations agricoles
	14h	Module 2 : suite et fin
06/06/2000	9h	Module 3 : Les regroupements d'essais
	10h30	Module 4 : L'analyse d'adaptabilité : une méthode pour la mise au point et l'analyse des essais en milieu réel
	14h	Module 4 : suite et fin
07/06/2000	9h	Module 5 : L'analyse en composantes principales
	12h	Elaboration planning appui individuel
	15h	Appui individuel Zafimahéry Rakotoarimanana : Test de variétés améliorées de haricot, Analyse de variance et comparaison des moyennes. Albert Randrianasolo : Analyse des distributions spatiales de parasites : introduction à la géostatistique.
08/06/2000	9h	Appui individuel Mina Randrianarisoa : Test de variétés améliorées de coton. Analyse de variance par site, validation des hypothèses, cartographie des résidus, regroupements d'essais.
	14h	Appui individuel Jean Augustin Randriamampianina : relevés phyto-écologiques; d'adventices : interprétation d'une analyse en composantes principales. Danièle Ramiamanana : Test de l'efficacité de dispositifs anti-érosifs : recherche d'une méthode pour évaluer la variabilité intra-parcellaire induite par l'érosion.
	17h	Simon Razafinandinby : Enquête en exploitations agricoles, recherche d'une typologie par l'analyse en composantes principales
09/06/2000	9h	Finalisation et édition du support de cours
	14h	Visite d'Ifaty
	18h30	Clôture de l'atelier
10/06/2000	15h	Départ vers Antananarivo

Date	Heure	Activités
13/06/2000	8h30	Entretien avec le Directeur Scientifique du FOFIFA
	9h	Présentation de la mission
	10h	Module 1 : présentation des données pour analyse statistique
	11h	Module 2 : Analyse statistique des expérimentations agricoles
	14h	Module 2 : suite et fin
14/06/2000	16h	Module 3 : Les regroupements d'essais
	19h	Module-4 : L'analyse d'adaptabilité : une méthode pour la mise au point et l'analyse des essais en milieu réel
	10h30	Module 5 : L'analyse en composantes principales
15/06/2000	14h	Présentation et utilisation de Statitcf : étude d'un exemple d'analyse des données par l'analyse en composantes principales.
	9h	Analyse des données : étude d'exemples en séance plénière Second Velombola : Etude de la nuisibilité de Apoderus Humeralis sur haricot : simulation des dégâts. Traduction de formats de fichiers, validation des hypothèses de l'analyse de variance. Dodelys Andriatsimalona : Essai de fongicides sur deux sites. Validation des hypothèses de l'analyse de variance, transformations de variables.
	14h	Analyse des données : étude d'exemples en séance plénière Dodelys Andriatsimalona : Essai de fongicides sur deux sites (suite). Analyse de la variance par site, comparaison des méthodes de classement des moyennes (méthode de Student-Newman-Keuis et méthode des contrastes) et regroupement d'essais. Charlotte Razafindrakoto : test d'efficacité biologique de deux, nouveaux insecticides sur les poux du riz : Validation des hypothèses de l'analyse de variance, transformations de variables. Analyse de la variance et comparaison des moyennes par la méthode des contrastes.
16/06/2000	9h	Présentation des fiches de protocoles expérimentaux par les unités de biométrie et de suivi-évaluation de la recherche.
	11h	Analyse des données : étude d'exemples en séance plénière Roger Randrianarivelo : Hydrolyse enzymatique de l'amidon de manioc. Etude graphique et détermination de l'équation d'ajustement sur Excel, régression linéaire simple et multiple sur Statitcf.
	14h	Hanitra Andriamampandry : Etablissement d'une carte pédologique des sols à partir de données physico-chimiques. Classification automatique et analyse en composantes principales.
	15h30	Lanto Ravalitera : Etude de l'impact de variétés améliorées de riz en milieu paysan. Organisation de données d'enquêtes.
	16h15	Clôture de l'atelier
	16h30	Réunion DG, DS. Unité de Biométrie : bilan de la mission et perspectives.
	18h30	Dîner : DSAR et Unité de Biométrie et Informatique.
17/06/2000		Départ de Antananarivo
19/06/2000		Arrivée à Dakar

2 Evaluation de l'impact de la mission

2.1 Public visé

Trente neuf (39) chercheurs provenant de différents centres régionaux ou départements de recherche du FOFIFA ont suivi les modules de formation. Le tableau ci-dessous présente la répartition des participants par domaine de recherche et par centre régional ou département de recherche.

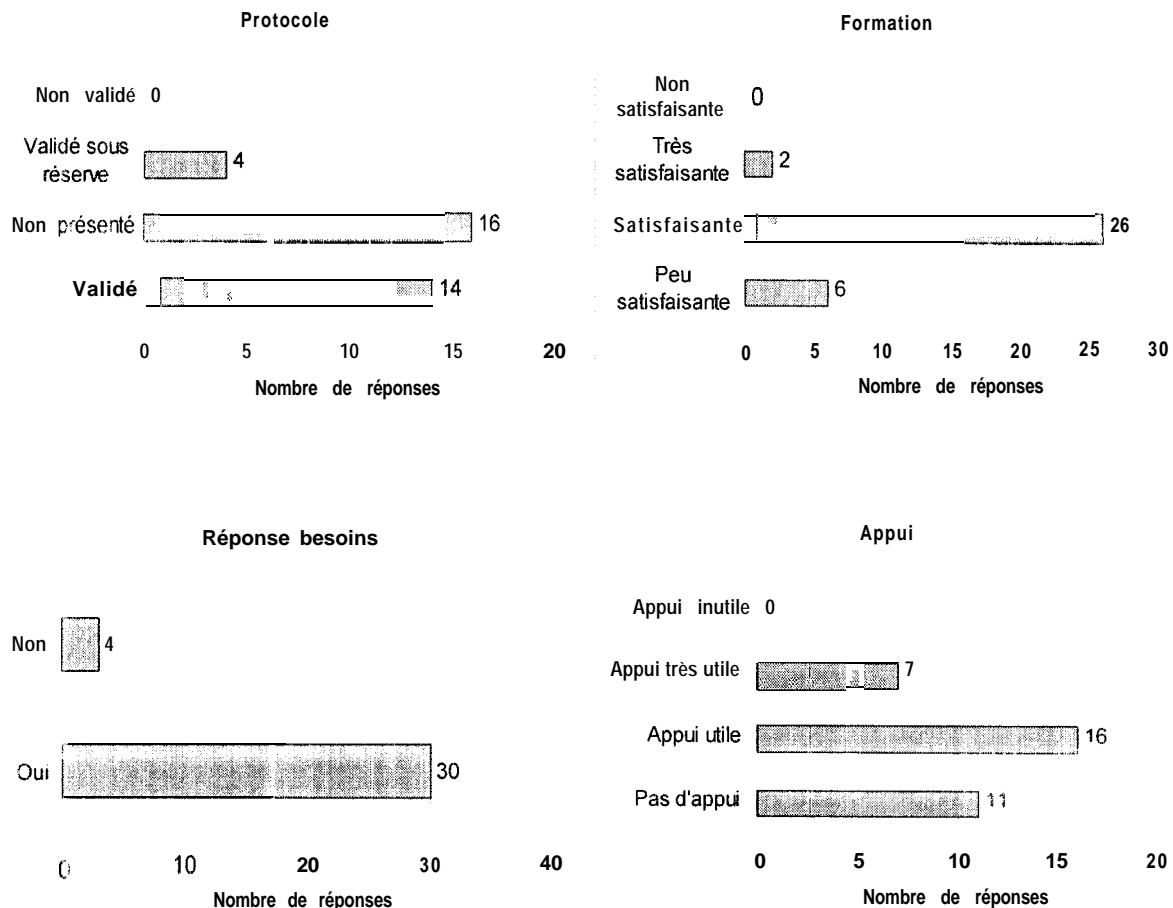
Domaine de recherche	Agro-alimentaire	Agro-économie	Agronomie	Agrotechnie	Chimie	Elevage	Entomologie	Foresterie	Génétique	Malherbologie	Parasitologie	Pédologie	Phytopathologie	Pisciculture	Technologie	Vétérinaire	Zootecnie
Centre/Département																	
CRR Anstirabe													1				
CRR Antalaha				1													
CRR Cala							1										
CRR Fianarantsoa				1					2								
CRR Moyen Est			1														
CRR Nord Ouest				1					2								
CRR Tuléar		1		1		1			1	1			1				
DRA			2				1		1				1				
DRFP					1			1									
DRR				1					1			2					
DRT	1														2		
DRZV					1	1			1		1			1		2	2

2.2 Evaluation

Une enquête auprès des participants a été menée en vue d'évaluer l'impact de cette mission. Trente quatre chercheurs parmi un effectif total de 39 participants ont bien voulu répondre. À la fin de la mission, au questionnaire (voir annexe 3), ce qui représente un taux de réponse d'environ 87%.

L'exploitation des résultats permet de noter que 16 participants (47% des participants ayant répondu au questionnaire) n'ont pas eu à présenter un protocole expérimental pour étude lors de la première mission. Ainsi, seul un peu plus de la moitié des participants avait présenté un protocole expérimental pour étude lors de la première mission d'appui, alors que cette mission leur était principalement destinée. En effet, il faut rappeler que l'objectif principal du projet d'appui en biométrie est dans un premier temps d'appuyer les chercheurs lors de l'élaboration des protocoles expérimentaux et de suivre ensuite leur mise en place pour s'assurer d'une part

de la cohérence entre les dispositifs initialement prévus et ceux réellement mis en place et d'autre part de la rigueur des dispositifs de collecte des données et enfin de les appuyer lors de l'analyse et la présentation des résultats.



Les protocoles expérimentaux de 14 participants (41% des répondants) ont été validés après étude et ceux de 4 participants (12% des répondants) ont été validés sous réserve de certaines améliorations ou corrections à apporter lors de la première mission d'appui en biométrie au FOFIFA.

La première partie de l'appui en biométrie, intitulée «formation», est jugée globalement satisfaisante. En effet 26 participants, soit près de 76% des répondants, estiment avoir bénéficié d'une formation satisfaisante et 2 participants trouvent que la formation est très satisfaisante. De plus, 30 participants (soit 88% de l'effectif des répondants) estiment que la formation a répondu à leurs besoins.

L'appui organisé de manière individuelle (à Tuléar) ou à travers l'analyse des données en séance plénière (à Antananarivo) est jugé très utile par 7 chercheurs (20.5% des répondants) et utile par 16 participants (47% des répondants) parmi ceux qui en ont bénéficié. Onze participants représentant 32% de l'effectif des réponses au questionnaire n'ont par contre pas pu bénéficier d'un appui individuel pour l'analyse des données des expérimentations mises en place durant la campagne 1999/2000.

3 Observations générales et conclusions

Il faut déplorer qu'en raison de difficultés climatiques (sécheresse et cyclone) et financières (retard de mise à disposition des fonds), certains essais n'aient pas été mis en place. A cela il faut ajouter qu'à la date de la mission d'appui en analyse des données, certains chercheurs ne disposaient pas encore des résultats des essais.

En raison de ces facteurs combinés, seules 2 actions de recherches ont finalement fait l'objet à la fois d'une validation de protocole expérimental et d'un appui à l'analyse des données recueillies.

Les chercheurs étaient très attentifs lors des séances de formation et d'appui ii. l'analyse des données. Ceci montre qu'ils accordent un réel intérêt à la biométrie et qu'ils mesurent d'une certaine manière l'importance de son rôle dans leurs activités de recherche.

Certaines remarques s'imposent cependant afin de préciser les orientations des futurs projets d'appui en biométrie et en informatique notamment.

Il faut tout d'abord souligner que les niveaux des chercheurs sont très hétérogènes, tant en biométrie qu'en informatique. Certains chercheurs possèdent un bon niveau d'utilisation de la biométrie et de l'outil informatique alors que d'autres ont d'importantes lacunes dans ces domaines.

La présentation des protocoles expérimentaux manque souvent de précision et permet de relever que certaines notions statistiques relatives à la planification expérimentale ne sont pas bien maîtrisées. Aussi, les connaissances des méthodes d'analyse statistique des données restent limitées.

Le niveau de maîtrise de l'outil informatique est faible, sans doute à cause d'un manque de formation et/ou d'accessibilité aux ordinateurs et aux versions récentes des logiciels les plus courants.

Il ressort des remarques précédentes qu'il est fort nécessaire d'entreprendre des actions efficaces en vue d'améliorer les performances des chercheurs en biométrie et informatique. Le projet d'appui en biométrie au FOFIFA répondait à cette exigence. Aussi, il faut rappeler que des recommandations relatives à une meilleure intégration de la biométrie dans le processus de planification des activités scientifiques et au renforcement des capacités en biométrie et informatique sont formulées dans le rapport de la première mission d'appui en biométrie au FOFIFA.

Annexes

Annexe 1 : Termes de références	11
Annexe 2 : Liste des participants.....	13
Annexe 3 : Fiche d'évaluation	14
Annexe 4 : Support de cours... ..	15

ANNEXE 1: TERNIES DE REFERENCES

PROJET D'APPUI EN BIOMETRIE AU FOFIFA

Cadre général du projet.

Dans la plupart des organismes de recherches agricoles des pays d'Afrique subsaharienne et de l'Océan Indien, il n'existe pas ou peu de compétences en biométrie et en statistique. Les conséquences de cette situation sur la valeur des expérimentations, la fiabilité des analyses et donc la **qualité** des résultats proposés pour le développement agricole sont ainsi très importantes. Pour la recherche elle-même, cette situation a non seulement **un** coût financier élevé mais **surtout** elle isole de la communauté scientifique internationale les équipes africaines qui, faute de résultats validés, ne peuvent publier dans les revues et journaux les plus diffusés.

Les organismes **de** recherche agricoles français, tel que le CIRAD, apportent depuis plusieurs années leur expertise à ces organismes, sous la forme d'intervention ciblée sur place, de formation des chercheurs à Montpellier et de participation à des formations diplômantes. Mais la demande **resrc** ilevée, voire augmentée, car les meilleurs experts formés dans ce domaine rejoignent souvent d'autres secteurs privés dans lesquels ils sont particulièrement recherchés et mieux retribués.

D'autres formes d'actions doivent donc être proposées pour répondre aux besoins de la recherche agricole de ces pays. Le sujet est débattu depuis longtemps et aujourd'hui chacun s'accorde sur la nécessité d'inscrire les réponses dans la construction d'un véritable partenariat institutionnel entre les équipes du Nord et du Sud, mais aussi au sein de réseaux d'échanges entre institutions du Sud elle-même. Le MAE en a déjà lancé une avec l'affectation **au** CER AAS d'un expert biométricien, David BOGGIO, assistant technique français. Le CERAAS, Centre d'excellence de la CORAF est ouvert à l'ensemble de la région et il donne directement accès à son expertise dans ce domaine à l'ensemble des équipes africaines.

Un projet d'appui au FOFIFA.

Le FOFIFA (Madagascar) fait partie des organismes de recherche agricole nécessitant un renforcement des compétences en biométrie/statistique. Ses objectifs ont été discutés avec le CIRAD et consistent à mener cette année une action d'urgence pour améliorer la qualité des expérimentations, l'analyse des résultats et leur restitution sous forme de publications scientifiques ou de vulgarisation.

Le FOFIFA, le CIRAD et le CERAAS proposent d'organiser dans le cadre de l'appui à la biométrie dans l'Océan Indien prévu sur Titre IV par le MAE, l'intervention directe de l'équipe de biométriciens du CERAAS placée sous la responsabilité de David BOGGIO auprès **du** FOFIFA. Le CIRAD apportera depuis Montpellier son expertise technique pour appuyer durant cette intervention l'équipe pilotée par David BOGGIO.

Le contenu de l'intervention.

L'appui va porter sur une action concrète, une intervention directe auprès des chercheurs pendant la campagne agricole 1999 - 2000.

1. Une première analyse des protocoles du FOFIFA pour l'année 1999, à partir de laquelle des informations plus détaillées seront obtenues pour concentrer l'intervention de l'équipe de biométriciens sur les points les plus importants à améliorer.
2. Une mission de l'équipe de biométriciens au FOFIFA pour apporter directement aux chercheurs les bases, les outils et les méthodes nécessaires au bon choix de leurs dispositifs expérimentaux et pour corriger avec eux ceux proposés pour la campagne 1999. Une cinquantaine de chercheurs sera concernée par cet appui et intervenant dans les disciplines de :
 - la génétique
 - l'agronomie
 - la défense des cultures : entomologie et phytopathologie
 - la santé animale
 - la foresterie.
3. Une mission de David BOGGIO en cours de campagne pour vérifier la cohérence entre les dispositifs initialement prévus et ceux mis en place. Durant cette mission, les corrections à apporter à ces dispositifs en fonction des effets du milieu autres que ceux à analyser seront aussi discutées. Sur terrain, les activités objets des protocoles revues seront suivies dans trois centres régionaux de recherche.
4. Une mission de l'équipe de biométriciens «après la campagne» pour participer à l'analyse des données et à la leur mise en forme pour la préparation de communications.

Une équipe pluridisciplinaire de 8 chercheurs sera le noyau interlocuteur des missionnaires dans leurs déplacements.

Date de démarrage de la campagne : deuxième quinzaine du mois de Novembre 1999.

Date de démarrage de l'intervention des experts : fin Octobre 1999.

ANNEXE 2 : LISTE DES PARTICIPANTS

Nom	Prénom	Centre / Département
Andriatsimialona.	Dodelys	CRR Anstirabe
Jean Joseph	Désiré	CRR Antalaha
Razafindrakoto	Charlotte	CRR Cala
Rabemifara	Alfred	CRR Fianarantsoa
Rakotoarimanana	Zafimahery	CRR Fianarantsoa
Ramiaramananana	Danièle	CRR Fianarantsoa
Ravalitera	Lanto	CRR Moven Est
Andrianasetra	Georges Simon	CRR Nord Ouest
Randrianbola	Patrice Dieudonné	CRR Nord Ouest
Tsivivirana	Jacques	CRR Nord Ouest
Rakoto	Noël Jean Rémi	CRR Tuléar
Randriamampianina	Jean Augustin	CRR Tuléar
Randrianarisoa	Mina	CRR Tuléar
Randrianasolo	Albert	CRR Tuléar
Razafinandinby	Simon	CRR Tuléar
Solosieva		
Andriamazaoro	Herimihamina	DRA
Rabakoarihanta	Aimée	DRA
Rakotomalala	Georges Maurice	DRA
Ralimanana	Isabelle	DRA
Velombola	Second/ Modeste	
Andriamampandry	Hanitra	DRFP
Rasoazanakolona	Voahanginirina	DRFP
Rakotonjanahary	Xavier	DRR
Randrianampy	Joseph	DRR
Ratsimandresy	Justin	DRR
Razafinjara	Aimé Lala	DRR
Narivony	Jhonson Martial	DRT
Rakotomalala	Vohangisoa	DRT
Randrianarivelo	Roger	DRT
Rabehanitriony	Mamy	DRZV
Rakotoniaina	Heritiana Gino	DRZV
Ralambomanama	Odette	DRZV
Ralambomanana	Norbertin	DRZV
Ramboanilaina	Andrianaherison	DRZV
Rasambainarivo	John	DRZV
Ravaomanana	Julie	DRZV
Razafindraibe	Hanta	DRZV
Razanajatovo	Hortense	DRZV

ANNEXE 3 : FICHE D'EVALUATION

Centre de recherche :

Domaine de recherche :

Avez vous présenté pour étude un protocole expérimental lors de la première mission ?

oui

non

Si oui, ce protocole a été :

validé

validé sous réserve

non validé

La session de formation a-t-elle répondu à vos besoins ou attentes ?

oui

non

Vous trouvez que la formation est :

non satisfaisante

peu satisfaisante

satisfaisante

très satisfaisante

Avez vous eu un appui ou entretien individuel avec les biométriciens lors de cette mission ?

oui

non

Si oui, vous jugez que l'appui est :

pas utile

peu utile

utile

très utile

ANNEXE 4 : SUPPORT DE COURS

APPUI EN BIOMETRIE AU FOFIFA

ANALYSE STATISTIQUE DES DONNEES

SUPPORT DE COURS

31 Mai au 17 Juin 2000



Centre d'étude
Régional pour
l'Amélioration de
l'adaptation à la
Sécheresse

David BOGGIO
Biométricien CERAAS



Institut
Sénégalais de
Recherches
Agricoles

Ciré Elimane SALL
Biométricien ISRA

Financé par le Ministère Français des Affaires Etrangères

SOMMAIRE

PRESENTATION DES DONNEES AVANT ANALYSE.....	19
ANALYSE: STATISTIQUE DES EXPÉRIMENTATIONS AGRICOLES ,.....	21
1 Introduction aux tests d'hypothèses linéaires.....	21
2 Principes de l'analyse de la variance.....	22
3 Les méthodes de comparaison des moyennes	26
4 Validation des hypothèses de l'analyse de la variance	34
LES REGROUPEMENTS D'ESSAIS.....	36
1 Introduction.....	36
2 Effets aléatoires - Effets fixes	36
3 Conditions de réalisation des essais multilocaux..	37
4 Analyse des séries d'essais	38
5 Etude d'un exemple	41
1 ANALYSE D'ADAPTABILITE : UNE METHODE POUR LA MISE AU POINT ET L'	
ANALYSE DES ESSAIS EN MILIEU REEL,	45
1 Objectifs.....	45
2 Données nécessaires	45
3 Conduite de l'analyse environnementale	46
4 Etude d'un exemple	48
1 ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES..	59
1 Introduction.....	59
2 But de l'ACP	59
3 Principe de l'ACP.....	60
4 Exemple d'application.....	61

PRESENTATION DES DONNEES AVANT ANALYSE

David Hoggio, Ceraas

Les logiciels de statistique courants exigent que les données soient présentées sous une certaine forme. Elle correspond à une structure de base de données.

Il s'agit de présenter les données sous la forme d'une table lignes * colonnes dont les caractéristiques sont les suivantes :

Une ligne correspond aux données mesurées sur une unité expérimentale.

Les colonnes correspondent :

- aux données d'identification des parcelles
- aux variables mesurées présentées sous leur forme brute ou élaborée

Classiquement, les colonnes sont classées dans l'ordre suivant :

- 1^{ère} colonne : numéro de parcelle, il sert à l'identification de l'unité expérimentale.
- 2^{ème} - n^{ème} colonne : facteurs, le contenu de ces colonnes correspond aux niveaux des facteurs. Certains logiciels (comme Statitcf) exigent que les niveaux des facteurs soient codés numériquement, à partir de 1. La combinaison de ces colonnes constitue la clé unique d'identification d'une unité expérimentale, c'est à dire qu'elle permet de décrire de façon unique chaque unité expérimentale.
- (n+1)^{ème} - dernière colonne : variables mesurées.

Cas de données échantillonnées

Si les données mesurées sur une unité expérimentale sont issues d'un échantillonnage, alors c'est la moyenne de cet échantillon qui doit figurer dans la table des données à analyser.

Cas de mesures répétées :

Si des données font l'objet d'un suivi dans le temps, c'est à dire qu'il s'agit de mesures répétées, alors elles doivent figurer dans la table comme des mesures ponctuelles, et leur désignation doit se terminer par le numéro de la mesure. Par exemple, la mesure de la hauteur de plantes à trois dates différentes doit se présenter sous la forme de trois variables H1, H2, et H3.

Cas des regroupements d'essais :

Chaque essai doit être l'objet d'une table indépendante. Il ne faut pas considérer l'essai comme un facteur expérimental, même si cela peut se justifier. Lors de l'analyse de ces données, l'étape préalable est une analyse des données des essais individuels, d'où la nécessité de constituer un fichier par site.

Exemple : présentation des données d'un essai variétal en blocs

No	Var	B l o c	H_t1	H_t2	H_t3	NbFeuil	R d t
1	1	1					
2	3	1					
3	7	1					
Etc...							

ANALYSE STATISTIQUE DES EXPERIMENTATIONS AGRICOLES

Ciré Elimane Sali. Isra

1 Introduction aux tests d'hypothèses linéaires

Considérons que pour comparer les effets de I variétés d'arachide sur une variable donnée par exemple le rendement. nous disposons de n parcelles expérimentales. Chacune des I variétés est semée sur J unités expérimentales tirées au hasard, avec $n = IJ$.

Le modèle suivant permet de décrire et d'étudier une telle expérience :

$$y_{ij} = \mu + \alpha_i + e_{ij}$$

$$i = 1, \dots, I; j = 1, \dots, J$$

avec y_{ij} et e_{ij} les valeurs respectives de la variable étudiée et de la variable résiduelle (erreur expérimentale) prises sur la $j^{\text{ème}}$ unité expérimentale recevant le traitement i .

L'expérimentateur peut être intéressé par la vérification de la validité de certaines hypothèses formulées au sujet de la population qu'il étudie. Un test d'hypothèses est un outil permettant de procéder à une telle vérification.

L'expérimentateur intéressé par la comparaison de I variétés d'arachide va tout d'abord chercher à savoir si le facteur variété a un effet sur le rendement. Pour cela, il commence par émettre deux hypothèses :

- l'hypothèse H_0 à tester ou hypothèse nulle consistant à affirmer que la variété n'a pas d'effet sur le rendement. ce qui revient à écrire :

$$H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_I = 0 ;$$

- l'hypothèse H_1 ou hypothèse alternative consistant à affirmer que le facteur variété a bien un effet sur le rendement, ce qui revient à écrire :

$$H_1 : \exists i \in \{1, 2, \dots, I\} \text{ tel que } \alpha_i \neq 0.$$

Ensuite une règle de décision permettant de faire un choix entre les hypothèses H_0 et H_1 sera construite. La variabilité inhérente à toute expérimentation peut nous emmener à commettre des erreurs dans nos prises de décision.

Le tableau suivant présente les 4 situations qui peuvent se présenter avec les probabilités correspondantes.

Décision prise	Situation réelle inconnue	
	I-I, vraie	H, vraie
Accepter H_0	Décision correcte Probabilité : $1-\alpha$	Décision incorrecte Probabilité : β
Rejeter H_0	Décision incorrecte Probabilité : α	Décision correcte Probabilité : $1-\beta$

L'une des deux décisions possibles à savoir :

➤ rejeter H_0

➤ accepter H_0

peut être prise alors qu'elle est fausse.

Le risque de première espèce α ou niveau de signification du test est la probabilité de rejeter l'hypothèse nulle alors qu'elle est vraie.

Le risque de seconde espèce β est la probabilité d'accepter l'hypothèse nulle alors qu'elle est fausse et la puissance du test est la probabilité de rejeter l'hypothèse nulle quand elle est fausse.

2 Principes de l'analyse de la variance

La comparaison de différentes populations est un des problèmes les plus courants de la statistique. Le but principal de l'analyse de la variance (Anova) est de comparer les moyennes de plusieurs populations vérifiant certaines conditions à partir d'échantillons prélevés dans ces populations.

Considérons que lors d'une expérience, nous nous intéressons à l'étude sur n unités expérimentales, des variations d'une variable y (rendement par exemple) en fonction d'un facteur étudié composé de I modalités bien définies (variétés par exemple) ; les modalités ou traitements sont affectées de manière aléatoire aux unités expérimentales.

Une telle expérience peut être modélisée par l'équation suivante :

$$y_{ij} = \mu + \alpha_i + \varepsilon_{ij}, \text{ avec } \varepsilon_{ij} \sim \text{iidN}(0, \sigma^2)$$

$$i = 1, \dots, I ; j = 1, \dots, n_i ; n = \sum_i n_i$$

y_{ij} étant la valeur de la variable aléatoire y observée sur la $j^{\text{ème}}$ unité recevant le traitement i ;

μ est la moyenne générale ; α_i , appelé l'effet du traitement i , est l'écart entre la moyenne du traitement i et la moyenne générale; et ε_{ij} est l'erreur résiduelle.

Afin de procéder à la comparaison des moyennes des traitements nous allons confronter, à partir des données observées, l'hypothèse nulle H_0 qui consiste à affirmer qu'il n'y pas d'effet dû aux traitements (c'est à dire que les traitements sont identiques) et l'hypothèse alternative H_1 qui revient à dire que les traitements ne sont pas identiques.

On peut montrer qu'on obtient l'expression suivante :

$$\sum_{ij} (y_{ij} - y_{..})^2 = \sum_i (y_{i.} - y_{..})^2 + \sum_{ij} (y_{ij} - y_{i.})^2$$

$$SCT = SCM + SCR$$

Ceci montre que la variation centrée des observations est la somme de la dispersion due aux traitements (SCM) et d'une dispersion aléatoire (SCR). Ces sommes de carrés d'écart seront utilisés dans le test de H_0 contre H_1 .

En effet, on montre que, si H_0 est vraie, le rapport

$$F = \frac{SCM / (I - 1)}{SCR / (n - I)}$$

suit une loi de Fisher $F(I-1, n-1)$.

On calcule alors la probabilité p qu'un $F(I-1, n-1)$ dépasse la valeur F calculée et cette valeur sera ensuite comparée au seuil α fixé.

Si p est inférieure à α , l'hypothèse H_0 est rejetée : on dit alors que les traitements sont significativement différents au seuil α .

Si la probabilité p est supérieure à α , l'hypothèse H_0 est acceptée au seuil α .

2.1 Analyse de la variance à un facteur étudié

1. Analyse de la variance à un facteur en randomisation totale

Un dispositif est dit en randomisation totale lorsque les traitements sont affectés de manière aléatoire aux unités expérimentales.

Tableau Anova

Source de variation	Degrés de liberté	Carré moyen	F
Traitement	t-1	CM1	CM1/CMR
Résiduelle	N-t	CMR	

t : nombre de modalités du facteur

N : nombre d'unités expérimentales

L'hypothèse d'égalité des traitements sera rejetée au niveau α lorsque le rapport CM1/CMR dépasse la valeur $f_{1-t, n-t, \alpha}$ lue sur la table de la loi de Fisher.

2.3 Anova à un facteur dans un dispositif en blocs aléatoires complets

Un bloc peut être défini par un groupe d'unités expérimentales homogènes.

Un dispositif expérimental est dit en blocs aléatoires complets lorsque les traitements sont répartis aléatoirement aux unités expérimentales d'un même bloc.

La constitution des blocs doit ainsi être réalisée de manière à ce que la variabilité du phénomène étudié soit plus faible entre unités expérimentales d'un même bloc qu'entre unités expérimentales appartenant à des blocs différents. La constitution judicieuse des blocs exige ainsi une disposition d'information a priori.

Ce dispositif permet de contrôler l'hétérogénéité du milieu expérimental et de réduire ainsi l'erreur expérimentale.

Tableau 4anova

Source de variation	Degrés de liberté	Carré moyen	F
Traitement	t-1	CM1	CM1/CMR
Bloc	r-1	CMB	CMB/CMR
Résiduelle	(t-1)(r-1)	CMR	

t nombre de modalités du facteur

r nombre de répétitions

Le résultat du test des effets blocs ne doit être pris en compte qu'à titre indicatif. Il permet de vérifier si les blocs ont été judicieusement constitués.

Analyse de la variance deux facteurs étudiés

2.2.1 Anova à deux facteurs en randomisation totale

Tableau Anova

Source de variation	Degrés de liberté	Carré moyen	F
Facteur A	I-1	CMA	CMA/CMR
Facteur B	J-1	CMB	CMB/CMR
Interaction AxB	(I-1)(J-1)	CMI	CMI/CMR
Résiduelle	IJ(r-1)	CMR	

I et J respectivement nombre de modalités des facteurs A et B

r nombre de répétitions

Avec deux facteurs étudiés, il faut tout d'abord s'intéresser au test de l'interaction. Si l'interaction n'est pas significative on peut tirer des conclusions sur les effets des facteurs. Par contre lorsque l'interaction est significative il ne faut pas conclure directement. Il faut dans ce cas examiner les résultats de plus près.

2.2.2 Anova à deux facteurs étudiés dans un dispositif en blocs aléatoires complets

Tableau Anova

Source de variation	Degrés de liberté	Carré moyen	F
Facteur 1	I-1	CM1	CM1/CMR
Facteur 2	J-1	CM2	CM2/CMR
Interaction	(I-1)(J-1)	CMI	CMI/CMR
Bloc	r-1	CMB	CMB/CMR
Résiduelle	(r-1)(IJ-1)	CMR	

Ici aussi on s'intéresse tout d'abord au résultat du test de l'interaction entre les 3 facteurs avant de conclure sur les tests des effets simples des facteurs.

2.3.3a à deux facteurs dans un dispositif en split plot

Lorsqu'on étudie deux Facteurs dans un dispositif expérimental en split plot, la répartition des niveaux des facteurs se réalise en 2 étapes.

Chaque bloc est subdivisé en autant de sous blocs que de niveaux de l'un des facteurs, Les niveaux de ce facteur dit facteur principal sont aléatoirement affectés aux sous blocs d'un même bloc.

Les niveaux de l'autre facteur dit facteur secondaire sont ensuite répartis de manière aléatoire aux unités expérimentales de chaque sous bloc.

Tableau Anova

Source de variation	Degrés de liberté	Carré moyen	F
Facteur 1	I-1	CM1	CM 1/CMR1
Bloc	r-1	CMB	CMB/CMR1
Résiduelle 1	(I-1)(r-1)	CMR1	
Facteur 2--	J-1	CM2	CM2/CMR1
Interaction	(I-1)(J-1)	CMI	CMI/CMR2
Résiduelle 2	I(J-1)(r-1)	CMR2	

3 Les méthodes de comparaison des moyennes

L'analyse de la variance nous permet de procéder au test de l'hypothèse d'égalité des traitements. Lorsqu'à l'issue du test on décide de rejeter cette hypothèse, c'est à dire qu'on déclare qu'il existe des différences significatives entre les traitements. il convient alors de déterminer, parmi les moyennes de s traitements considérées, celles qui sont significativement différentes. Il existe différentes méthodes de comparaison des moyennes qui nous permettent de procéder à cette détermination Il faut noter dès à présent qu'elles ne se valent pas toutes : le choix de l'une d'entre elles sera fonction de l'objectif poursuivi et de la nature des traitements étudiés.

Pour raison de commodité, on se limitera dans la suite au cas où les traitements sont répétés un même nombre de fois (plan équilibré)

La méthode de la plus petite différence significative

Lorsque l'hypothèse d'égalité des p traitements est rejetée, le test de Student nous permet de tester l'égalité des moyennes de deux traitements i et i' à l'aide de l'expression :

$$t_{obs} = \frac{|Y_i - Y_{i'}|}{\sqrt{\frac{\hat{\sigma}_i^2 + \hat{\sigma}_{i'}^2}{n}}}$$

avec Y_i et $Y_{i'}$ les moyennes respectives des traitements i et i' ; $\hat{\sigma}_i^2$ et $\hat{\sigma}_{i'}^2$ les estimations des variances respectives des 2 traitements et n le nombre de répétitions.

En considérant l'hypothèse d'égalité de la variance des traitements, cette expression devient :

$$t_{obs} = \frac{|Y_i - Y_{i'}|}{\sqrt{2 \frac{\hat{\sigma}^2}{n}}}$$

$\hat{\sigma}$ étant l'estimateur de la variance commune des traitements.

On calcule l'expression :

$$ppds = t_{1-\alpha/2} \sqrt{2 \hat{\sigma}^2 / n}$$

et l'hypothèse d'égalité des 2 moyennes sera rejetée si la valeur observée de la différence entre ces moyennes est supérieure ou égale à cette quantité appelée plus petite différence significative (ppds).

Cette méthode est largement utilisée en expérimentation agricole à cause de sa simplicité de mise en œuvre. Mais, il faut noter qu'avec p traitements, il existe $p(p-1)/2$ comparaisons de moyennes 3 à 3 qui peuvent ainsi être réalisées et donc autant de tests d'égalité de 2 moyennes. Le risque de 1^{ère} espèce de chacun de ces tests étant égal au niveau de signification α considéré, le risque global de 1^{ère} espèce, c'est à dire la probabilité de considérer à tort au moins une différence de moyennes comme significative peut être beaucoup plus important.

De ce point de vue l'utilisation de ce test n'est pas toujours appropriée. Elle est d'autant moins appropriée que le nombre de traitements étudiés est élevé.

Exemple : Une expérimentation est menée afin de comparer le poids de 1000 grains de 10 variétés de mil dans un dispositif expérimental constitué de 3 blocs aléatoires complets.

L'analyse de la variance a mis en évidence un effet variétal significatif au seuil de 1%. Nous pouvons procéder à la comparaison multiple des moyennes.

nombre de degrés de liberté de la résiduelle = 18 ; $\hat{\sigma}^2 = 0.22$; $t_{1-\alpha/2} = 2.101$ avec $\alpha = 0.05$;

ppds = 0.8046.

Les moyennes sont rangées ci-dessous par ordre décroissant. Les moyennes suivies de la même lettre ne sont pas significativement différentes.

V10	=	8.39	A
V5	=	7.87	AB
V1	=	7.23	BC
V9	=	7.13	BC
V2	=	7.10	BC
v7	=	6.97	C
V4	=	6.93	C
va	=	6.90	C
V6	=	6.87	C
V3	=	6.63	C

3.2 La méthode de Bonferroni

La méthode de Bonferroni permet de tester toutes les comparaisons 2 à 2 de moyennes des traitements tout en contrôlant le risque global de 1^{ère} espèce α . Pour cela, chacun des tests sera réalisé avec un niveau de signification α' :

$$\alpha' \leq 2\alpha / p(p-1)$$

p étant le nombre de traitements étudiés.

Cette méthode est assez conservative si p est élevé.

Exemple : la comparaison des moyennes de l'exemple précédent en utilisant la méthode de Bonferroni donne :

ppds Bonferroni = 1.48

V10	=	8.37	A
V5	=	7.37	A B
V1	=	7.23	A B
V9	=	7.13	A B
V2	=	7.10	A B
v 7	=	6.97	A B
V4	=	6.93	A B
V8	=	6.90	A B
V6	=	6.87	B
v 3	=	6.63	B

Les moyennes suivies de la même lettre ne sont pas significativement différentes.

3.3 La méthode de Newman et Keuls

L'amplitude d'un groupe de moyennes est définie par la plus grande différence entre 3 moyennes de c.t. groupe. Le principe de la méthode de Newman et Keuls repose sur la comparaison des amplitudes des groupes de k ($k \leq p$) moyennes à la plus petite amplitude attendue à un niveau de signification donné.

Un groupe de k moyennes est déclaré hétérogène, c'est à dire qu'il existe des différences entre les moyennes constituant ce groupe, si l'amplitude d_k du groupe est supérieure ou égale à la plus petite amplitude significative (ppas) relative à un groupe de k moyennes qui est définie par :

$$ppas(k) = q_{1-\alpha} \sqrt{\hat{\sigma}^2 / n}$$

q_1 , étant le quantile d'ordre α de l'étendue au sens de Student.

La mise en œuvre de cette méthode commence par la détermination de la ppas relative à p moyennes et la comparaison de l'amplitude observée des p moyennes à cette valeur.

Si l'amplitude observée ne dépasse pas la ppas, on dira alors que les p moyennes ne sont pas significativement différentes.

Lorsque l'amplitude observée est plus grande que la ppas relative à p moyennes, on comparera successivement l'amplitude des différents groupes de (p-1) moyennes, (p-2) moyennes, etc., avec la ppas correspondante jusqu'à ce que l'amplitude observée d'un groupe soit inférieure à la ppas relative à ce groupe. Les moyennes constituant ce dernier groupe sont alors déclarées non significativement différentes.

Exemple : Comparaison des moyennes des variétés par la méthode de Newman et Keuls au seuil 5%

Nb de moyennes	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Valeurs ppas	0.80	0.97	1.07	1.14	1.20	1.25	1.29	1.33	1.36

V10 = 8.37 A
 v5 = 7.57 A B
 V1 = 7.23 B
 V9 = 7.13 B
 v2 = 7.10 B
 v7 = 6.97 B
 v4 = 6.93 B
 V8 = 6.30 B
 V6 = 6.87 B
 V3 = 6.63 B

3.4 Méthode de Dunnet

La méthode de Dunnet est une méthode de comparaison particulière en ce sens qu'elle ne porte que sur certaines comparaisons 3 à 2 de moyennes, la comparaison des (p-1) traitements à un traitement témoin. L'utilisation de cette méthode suppose ainsi la présence d'un traitement témoin (traitement de référence).

Un traitement sera déclaré significativement différent du témoin si l'écart entre la moyenne du traitement et celle du témoin est supérieur ou égal au plus petit écart significatif défini par :

$$d_{1-\alpha,2} \sqrt{2\hat{\sigma}^2 / n}$$

$d_{1-\alpha,2}$ est une valeur lue sur la table de Dunnet.

Exemple : la variété V10 est en fait utilisée comme variété témoin dans cet essai. Ainsi nous allons comparer, par la méthode de Dunnet, la moyenne du poids de 1000 grains des 9 variétés à la moyenne de la variété témoin.

ppes au seuil de 5% = 1.13

V10	8.37	= Témoin
V5	7.87	
V1	7.23	
V9	7.13	< Témoin
V2	7.10	
V7	6.97	
V4	6.93	
V8	6.90	
V6	6.87	
V3	6.63	

Nous distinguons ainsi deux groupes de variétés :

- les variétés qui sont non significativement différentes du témoin
- les variétés qui ont un poids moyen de 1000 grains significativement inférieur au poids moyen du témoin.

3.5 Méthode des contrastes

Un contraste est une combinaison linéaire des moyennes des traitements telle que la somme des coefficients linéaires est nulle. Deux contrastes sont dits orthogonaux si la somme des double produits des coefficients linéaires est nulle.

La méthode des contrastes permet de tester la nullité de contrastes orthogonaux définis avant la réalisation de l'expérience. Chaque test de nullité d'un contraste correspond à une comparaison particulière bien définie.

On peut montrer que la somme des carrés des écarts factoriels se décompose en une somme de $(p-1)$ sommes de carrés d'écart; correspondant à $(p-1)$ contrastes orthogonaux. Ainsi le test de nullité d'un contraste revient à un test de signification de la somme des carrés des écarts correspondant.

Exemple On s'intéresse à la comparaison de l'effet de 2 nouveaux produits insecticides utilisés à 3 doses différentes sur la production du niébé. Deux autres produits serviront de référence. Neuf traitements seront ainsi étudiés dans un dispositif expérimental constitué de 4 blocs complets équilibrés.

Les traitements sont les suivants :

T0 : Témoin absolu

T1 : Produit P1 à la dose 1

T2 : Produit P1 à la dose 2

T3 : Produit P1 à la dose 3

T4 : Produit P2 à la dose 1

T5 : Produit P2 à la dose 2

T6 : Produit P3 à la dose 2

T7 : Produit de référence R1

T8 : Produit de référence R2

Le tableau suivant présente le test de nullité de 9 contrastes orthogonaux :

MOYENNES DES S.C.E.			F	PROBA	COEFFICIENTS										
ASSOCIEE					TO	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8		
1467.77	1892.69	641970.63	7.33	0.0119	8	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
1693.51	2116.25	1072275.63	12.25	0.0019	0	1	1	1	-1	-1	-1	0	0	0	0
1904.88	1856.13	14262.47	0.16	0.6920	0	1	1	1	1	1	1	-3	-3	-3	-3
1846.20	1866.05	788.04	0.01	0.9223	0	0	0	0	0	0	0	1	-1	-1	-1
1811.38	1634.57	83355.75	0.95	0.34011	0	-1	2	-1	0	0	0	0	0	0	0
2250.40	3059.18	78177.86	0.89	0.3567	0	0	0	0	-1	2	-1	0	0	0	0
1693.70	1575.45	27966.13	0.32	0.5837	0	1	0	-1	0	0	0	0	0	0	0
1987.18	2131.18	41467.78	0.47	0.5046	0	0	0	0	1	0	-1	0	0	0	0

Le test de nullité du 1^{er} contraste correspond à la comparaison des différents produits au témoin absolu. Nous notons ainsi que les produits insecticides ont un effet significatif sur la production de graines. Aussi, on peut affirmer que le produit P2 assure une production plus élevée que le produit P1. Par contre, il n'y a pas de différence significative entre les nouveaux produits et les produits de référence.

Méthode des polynômes orthogonaux

Lorsque les traitements sont de nature quantitative, il est plus judicieux d'étudier la courbe de réponse aux traitements. Ce problème ne relève pas des méthodes de comparaisons multiples des moyennes des traitements mais de la méthode des polynômes orthogonaux qui permet d'ajuster une fonction polynomiale au phénomène observé. Son principe est basé sur la détermination de contrastes orthogonaux correspondant chacun à un polynôme d'un certain degré donné. La somme des écarts due aux traitements sera alors décomposée en différentes sommes des écarts relatives à des polynômes de degré 1, de degré 2, etc. et le test de signification de ces différentes composantes sera réalisé.

Des tables nous donnent les coefficients des polynômes orthogonaux dans le cas particulier où les niveaux du facteur quantitatif sont équidistants.

Exemple : On s'intéresse à l'étude de l'effet de la densité sur le rendement d'une variété de riz. Le dispositif expérimental est en blocs complets randomisés (4 blocs) avec 6 densités étudiées (25, 50, 75, 100, 125 kg/ha). Nous pouvons donc tester 5 polynômes orthogonaux. Il n'est toutefois pas nécessaire de procéder au test des différents polynômes. Nous nous limitons ici au test de signification des polynômes de degré ≤ 3 .

Variate: Rendement

Source of variation	d.f.	s.s.	m.s.	v.r.	F pr.
Bloc	3	1820401.	606800.	5.06	
Densité	5	2447293.	489459.	4.08	0.015
Linear	1	1806750.	1806750.	15.06	0.001
Quadratic	1	362217.	362217.	3.02	0.103
Cubic	1	46851.	46851.	0.39	0.541
Deviations	2	231474.	115737.	0.96	0.403
Residual	15	1799314.	119954.		
Total	23	6067008.			

***** Tables of means *****

Variate: Rendement

Grand mean 4885.92

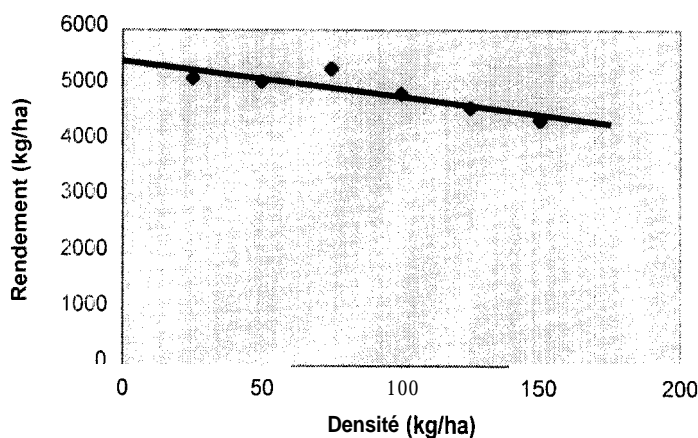
Densité	25.00	50.00	75.00	100.00	125.00	150.00
	5124.00	5070.25	5304.25	4847.75	4591.00	4378.25

Le tableau d'analyse de la variance nous, montre que la densité a un effet significatif sur le rendement en riz.

1 utilisation de la méthode des polynômes orthogonaux permet d'avancer que l'effet linéaire est significatif et que les effets quadratiques et cubiques ne sont pas significatifs. Nous dirons que l'ajustement linéaire de la réponse du riz à la densité est significatif. L'équation linéaire suivante :

$$y = -6.4 x + 5448.2$$

décrit la relation entre le rendement y et la densité x .



4 Validation des hypothèses de l'analyse de la variance

Nous avons brièvement étudié le modèle d'analyse de la variance qui repose sur les hypothèses suivantes :

- indépendance des variables aléatoires résiduelles
- normalité des variables aléatoires résiduelles
- égalité de la variance des variables aléatoires résiduelles
- absence d'interaction traitement x bloc

Pour s'assurer de la validité du modèle et ainsi de l'interprétation des résultats, il est nécessaire de procéder à la vérification de ces hypothèses. L'analyse des résidus permet de vérifier la validité de ces hypothèses (analyse graphique et/ou tests d'hypothèses). Lorsque ces hypothèses de l'analyse de la variance sont remises en cause nous devons suivre le cas:

- utiliser des méthodes non paramétriques
- choisir d'autres modèles tel que le modèle linéaire généralisé
- procéder à une transformation de variables.

Certaines transformations de variable permettent, dans le cas où l'hypothèse d'égalité de la variance ne serait pas vérifiée, de réduire l'hétérogénéité des variances. Les principales transformations de variable utilisées en expérimentation agricole sont :

➤ La transformation logarithmique

Cette transformation permet de stabiliser les variances lorsqu'elles sont proportionnelles aux carrés des moyennes. Cette situation est souvent rencontrée dans les processus de croissance et de multiplication.

➤ La transformation racine carrée

Procéder à une telle transformation permet de stabiliser les variances dans le cas où elles seraient proportionnelles aux moyennes. Elle est recommandée pour les variables aléatoires possédant une distribution semblable aux distributions de Poisson. Ainsi, cette transformation s'adapte bien à des données constituées de nombres entiers pas très élevés ou à des pourcentages provenant de rapports ayant un même dénominateur et compris exclusivement entre 0 et 30% ou entre 70 et 100%.

➤ La transformation angulaire

Lorsque la variable aléatoire à étudier possède une distribution binomiale, la transformation arcsinus est bien justifiée. Cette transformation est surtout adaptée aux problèmes relatifs aux proportions couvrant une gamme assez large (fractions comprises entre 0 et 1 ou pourcentages entre 0 et 100%) et données par des rapports à dénominateur constant.

LES REGROUPEMENTS D'ESSAIS

David Hoggio, Ceraas

(d'après Philippe Letourmy. Cirad. 1992)

1 Introduction

La caractéristique essentielle d'un essai est de créer des conditions contrôlées. En effet, pour comparer des traitements, il faut qu'ils soient comparables, donc il faut se rapprocher de l'idéal "toutes choses sont égales par ailleurs".

La conséquence est qu'un résultat d'essai est relatif à une situation particulière : celle créée par les conditions de l'expérience (par exemple, le précédent, les techniques culturales, les conditions climatiques, etc.).

Mais le problème est de passer d'un résultat de recherche (analytique) à une innovation vulgarisable en milieu paysan, dans une région qui peut être étendue. Il est assez naturel de multiplier le même essai dans des conditions fort diverses, et de voir si l'on a ou non le même résultat. On pratique ce que l'on appelle des essais multiloceaux ou pluriannuels. Par essais pluriannuels, on entend des essais de même protocole expérimental, réalisés lors d'années différentes, à des emplacements différents et avec des randomisations indépendantes. Ceci exclut les essais pérennisés, c'est à dire conduits pendant plusieurs années sur les mêmes parcelles avec les mêmes traitements. L'analyse statistique des différentes unités d'un essai pérennisé relève de la méthodologie des mesures répétées et non de celle des regroupements d'essais..

2 Effets aléatoires – Effets fixes

A un essai correspond l'ensemble de ses conditions de réalisation. Cet ensemble de conditions est appelé la situation de l'essai. Dans un regroupement d'essais, on cherche à obtenir une réponse des écarts entre traitements, à des situations très diverses. Ceci revient à étudier l'interaction traitement*essai. Mais deux options sont possibles.

2.1 Effets aléatoires

On peut considérer que les essais regroupés forment un échantillon représentatif d'un vaste champ d'application (par exemple une région). Ils sont alors le résultat d'un tirage aléatoire dans un ensemble de situations, et on considère l'effet essai et l'interaction traitement*essai comme des effets aléatoires. L'objectif est ici de tester les écarts moyens entre traitements sur l'ensemble des situations par rapport à une base de référence qui est l'interaction traitement-essai. On parle de régionalisation de la réponse.

L'hypothèse qui facilite les calculs dans ce cas est de considérer que les moyennes des traitements dans chaque essai sont estimées avec la même précision. Donc, on suppose l'égalité des variances résiduelles divisées par le nombre de répétitions par traitement. C'est l'option qui est prise par le logiciel STATITCF pour faire l'analyse de variance du regroupement.

2.2 Effets fixes

L'autre option est de considérer que les essais regroupés forment un ensemble de situations ayant certaines caractéristiques (géographiques, pédologiques, culturelles, etc.). On suppose alors que les résultats peuvent être généralisés aux situations ayant des caractéristiques proches. L'effet essai et l'interaction traitement-essai sont pris comme des effets fixes. L'objectif est d'étudier l'interaction en tant que telle, en essayant de trouver les solutions adaptées à chaque situation. Tous les tests doivent alors être faits en prenant comme base de référence la variance résiduelle des essais. On parle de structuration de l'interaction (au sens large).

L'hypothèse habituellement faite dans ce cas (sauf par STATITCF) est de considérer que les données parcellaires sont obtenues avec la même précision. Donc on suppose l'égalité des variances résiduelles. Cette hypothèse n'est identique à la précédente que si le nombre de répétitions par traitement est constant.

On peut remarquer que le test de l'interaction traitement-essai la plus générale nécessite de faire des répétitions dans chaque essai.

3 Conditions de réalisation des essais multilocaux

Les séries d'essais peuvent être réalisées en milieu contrôlé : les essais se déroulent en station ou sur points d'observation, leur mise en place et leur suivi sont assurés ou contrôlés par les chercheurs. Ou bien elles peuvent être réalisées en milieu paysan (ou milieu réel, ou milieu semi-contrôlé) en général le chercheur assure ou contrôle la mise en place, l'application des traitements et les observations (dont la pesée de la récolte) ; le paysan assure le reste, à savoir la conduite de la culture selon ses propres techniques.

La justification essentielle des essais en milieu paysan est que la station, et plus généralement le milieu contrôlé, ne peut simuler ni toutes les contraintes ni tous les desiderata des paysans. Or ils peuvent s'exprimer dans des essais en milieu paysan.

Les essais que l'on prévoit de regrouper doivent avoir le même protocole, avec entre autres :

- les mêmes traitements (au minimum la plupart des traitements; en commun),
- le même type de dispositif (randomisation totale, blocs complets, ou autres; tout en sachant que les regroupements de split-plot ou de criss-cross posent des problèmes avec STATITCF).
- la même surface parcellaire,
- si possible le même nombre de répétitions.
- mais des randomisations indépendantes.

4 Analyse des séries d'essais

La procédure d'analyse se fait en trois étapes, avec des variantes selon l'option prise.

4.1 Etape 1 : analyse des essais individuels

On procède à l'analyse de variance de chaque essai individuellement, et on isole les variances résiduelles (carré moyen résiduel ou Mean Square Error).

4. Etape 2 : sélection des essais de même variance résiduelle

Il s'agit de sélectionner des essais de même variance résiduelle ou bien de même rapport variance résiduelle sur nombre de répétitions selon ce qui est choisi. Si les nombres de degrés de liberté pour estimer les variances résiduelles sont identiques, on peut appliquer le test de HARTLEY (facile à faire):

Si le test de BARTLETT (plus puissant, mais plus lourd à calculer) peut être appliqué. Ces deux tests ne sont pas programmés sur STATITCF et doivent être **faits** à la main ou programmés spécifiquement pour cela.

Une macro rédigée sur Excel est disponible pour effectuer le test de Bartlett.

Si les variances résiduelles (resp. les rapports variance sur nombre de répétitions) ne sont pas égales, le plus fréquent est de constituer des groupes d'essais de même précision en écartant les essais à trop forte variance résiduelle (resp. rapport variance sur nombre de répétitions).

4. Etape 3 : analyse de variance du regroupement.

L'analyse différera selon l'option choisie (effets fixes ou aléatoires).

4. l'effet essai et l'interaction traitement-essai sont supposés aléatoires

Si les essais regroupés sont des plans en blocs complets, l'analyse statistique est réalisée au moyen du modèle

$$Y_{ijk} = \mu + A_i + \beta_j + C_{ij} + D_{ik} + E_{ijk}$$

où

Y_{ijk} , est la donnée observée dans l'essai i , sur le bloc k et pour le traitement j ,

μ est la moyenne générale,

A_i , est l'effet aléatoire de l'essai i .

β_j est l'effet du traitement j ,

C_{ij} est l'interaction essai i , traitement j (aléatoire),

D_{ik} est l'effet bloc k de l'essai i (aléatoire),

E_{ijk} est l'erreur résiduelle dans l'essai i, sur le bloc k, pour le traitement; (de variance $n_i \sigma^2$)

Soit n_i le nombre de répétitions dans l'essai i. I le nombre d'essais, t le nombre de traitements. On définit :

$$n_{..} = \sum_i n_i$$

$$Y_{i.} = \sum_j Y_{ij} / t$$

$$Y_{0j.} = \sum_i Y_{ij} / I \text{ (estime } \mu + \beta_j)$$

$$Y_{0..} = \sum_{ij} Y_{ij} / tI \text{ (estime } \mu)$$

Alors le tableau d'analyse de variance s'écrit

Variation	SCE	dl	CM	F
Traitement	$\sum_i I (Y_{i.} - Y_{0..})^2$	t-1	SCT/(t-1)	CMT/CMI
Essai	$\sum_i t (Y_{i.} - Y_{0..})^2$	I-1	SCe/(I-1)	CMe/CMI
Interaction t*e	$\sum_{ij} (Y_{ij} - Y_{i.} - Y_{0j.} + Y_{0..})^2$	(t-1) (I-1)	SCI/(t-1)(I-1)	CMI/CMR
résiduelle	$\sum_{ijk} (Y_{ijk} - Y_{i.} - Y_{0j.} + Y_{0..})^2 / n_i$	(t-I) ((n ₀ -I))	SSCR/(t-1) ((n ₀ -I))	-

La résiduelle est appelée aussi résiduelle pondérée. On teste l'interaction par rapport à cette résiduelle pondérée et l'effet traitement par rapport à l'interaction traitement-essai. D'où un classement global des traitements.

4.3.2 l'effet essai et l'interaction traitement-essai sont supposés fixes

Si l'effet essai et l'interaction traitement-essai sont supposés fixes (étude de l'interaction en tant que telle), et si les essais regroupés sont des plans en blocs complets, l'analyse statistique est réalisée au moyen du modèle

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \delta_{ik} + \varepsilon_{ijk}$$

où

Y_{ijk} est la donnée observée dans l'essai i, sur le bloc k et pour le traitement j,

μ est la moyenne générale,

α_i est l'effet de l'essai i,

β_j est l'effet du traitement j,

$(\alpha\beta)_{ij}$ est l'interaction essai i, traitement j.

δ_{ik} est l'effet bloc k de l'essai i,

ε_{ijk} est l'erreur résiduelle (de variance σ^2).

Le tableau d'analyse de variance s'écrit

Variation	SCE	dl	CM	F
Traitement	$\sum_j n_{0j} (Y_{.j} - Y_{...})^2$	t-1	SCT/(t-1)	CMT/CMR
Essai	$\sum_i t_{ni} (Y_{i..} - Y_{...})^2$	I-1	SCe/(I-1)	CMe/CMR
Interaction t*e	$\sum_{ij} n_{ij} (Y_{ij.} - Y_{i..} - Y_{.j.} + Y_{...})^2$	(t-1) (I-1)	SCI/((t-1) (I-1))	CMI/CMR
Bloc	$\sum_{ik} t (Y_{i.k} - Y_{i..})^2$	$n_0 - I$	SCB/($n_0 - I$)	CMB/CMR
résiduelle	$\sum_{ijk} (Y_{ijk} - Y_{i.k} - Y_{ij.} + Y_{i..})^2$	(t-1) ($n_0 - I$)	SCR/((t-1) ($n_0 - I$))	

Tout doit alors être testé par rapport à la variance résiduelle, car tous les effets sont fixes.

La première chose à voir dans ce tableau est le test de l'interaction traitement-essai. Si cette interaction est significative, l'analyse se poursuit pour essayer de la décrire ou de l'expliquer (structuration de l'interaction : au sens large).

Le logiciel STATITCF propose diverses méthodes d'études de l'interaction, mais en supposant que les erreurs résiduelles ε_{ijk} sont de variance $n_{ij} \sigma^2$ (au lieu de σ^2). Ceci revient à supposer que les moyennes par traitement et par essai ont la même précision dans tous les essais. Cette hypothèse est identique à celle du modèle ci-dessus si le nombre de répétitions est le même dans tous les essais.

Il existe un grand nombre de méthodes d'étude de l'interaction. On va passer en revue un certain nombre d'entre elles en considérant trois types de problèmes :

1. On cherche à constituer des groupes d'essais homogènes. On peut utiliser :

- des méthodes graphiques simples si le nombre d'essais est faible
- une analyse en composantes principales (ACP) non normée sur le tableau des interactions (essais en individus, traitements en variables, et à la croisée d'un individu i et d'une variable j la valeur de l'interaction $Y_{ij.} - Y_{i..} - Y_{.j.} + Y_{...}$)
- ou une classification automatique sur le même tableau.

2 On cherche à constituer simultanément des groupes d'essais et des groupes de traitements. On peut utiliser :

- la structuration visuelle (matrice de BERTIN),
- la méthode de CARAUX, qui est une manière automatique de faire la structuration ci-dessus,
- la classification automatique sur les lignes (essais) et sur les colonnes (traitements).

Il faut noter que ces trois options sont proposées par STATITCF dans le module “structuration de l'interaction” (au sens strict).

3 On cherche à modéliser l'interaction. on peut utiliser

- la régression factorielle qui consiste à prendre en compte des covariables explicatives des essais et/ou des traitements,
- la régression conjointe ou modèle d'étude de la stabilité du rendement dans les essais variétaux. Ceci consiste à prendre comme covariable la moyenne par essai des variétés communes à tous les essais.

La régression factorielle est disponible sur STATITCF, contrairement à la régression conjointe.

5 Etude d'un exemple

Amendements phosphorés du niébé, région de Manaus, Brésil, 1990 (J. Russel)

Quatre traitements sont comparés dans 4 environnements :

Code	Traitement
TA	témoin de l'agriculteur,
EOI	engrais organique urbain traité,
SPT	super phosphate triple
E?	engrais de poulet

Chaque essai est un dispositif complètement randomisé, comprenant trois répétitions.

L'objectif de l'essai est de déterminer le meilleur traitement à appliquer dans la région. Il s'agit d'une problématique de régionalisation de réponse. L'effet environnement et l'interaction traitement-environnement sont donc des effets aléatoires.

5.1 Etape 1 : analyse des essais individuels

Analyse de variance (site n°2) (Statitcf)

Variation	S.c.e.	Ddl	Cas moyens	Test F	Proba	E.t.	C.v.
Var. totale	1.39	11	0.13				
Var.facteur 1	1.20	3	0.40	16.61	0.0010		
Var.residuelle 1	0.19	8	0.02			0.16	6.9%

On procède de même pour les autres environnements, et l'on obtient le tableau de variances résiduelles suivant :

Environnement	Variance résiduelle	Ddl
1	0.03	8
2	0.02	8
3	0.02	8
4	0.01	8

5.2 - Etape 2 : sélection des essais de même variance résiduelle

Site

1 Var. res.	0,03
Ddl	8
2 Var. res.	0,02
Ddl	8
3 Var. res.	0,02
Ddl	8
4 Var. res.	0,01
Ddl	8
Chi ² th	7,8
Chi ² Bartlett (observé)	1,9

Le Chi² Bartlett (calculé à partir de la macro Excel) est inférieur au Chi' théorique. Les variances peuvent donc être considérées comme homogènes et les quatre essais pourront être utilisés dans le regroupement.

Pour pouvoir conduire cette analyse sous STATCF, il faut, à la fin de l'analyse de variance, choisir l'option « conserver les moyennes pour un regroupement », et enregistrer un fichier de moyennes pour chaque essai.

5.3 Etape 3 : analyse de variance du regroupement.

Le module « regroupement d'essais » de STATCF permet de construire le fichier de moyennes à partir des fichiers individuels sauvegardés précédemment. On obtient alors l'analyse de variance suivante :

Source de variation	S.c.e	Ddl	Carre:smoyens	Test f			
				Rap.cm	F calc	Ddl f	Proba
A totale	8,90	15	0,59				
B facteur 3	5,26	3	1,75				
C facteur 1	2,67	3	0,89	C/d	8,27	3/9	0,0062
D inter C*f1	0,97	9	0,11	D/e	4,77	9/ 32	0,000s
E1 résiduelle pondérée		32	0,02				

Facteur 1 : Phos

Facteur 2 : Env

L'interaction Phos*Env est significative. La réponse ne peut donc pas être régionalisée. Il faut donc étudier l'interaction plus profondément pour pouvoir conclure.

L'ANALYSE D'ADAPTABILITE : UNE METHODE POUR LA MISE AU POINT ET L' ANALYSE DES ESSAIS EN MILIEU REEL

David Hoggio, Ceraas

(d'après John T. Russel.1996)

1 Objectifs

1. l'objectif de l'analyse d'adaptabilité est de déterminer le domaine d'adaptation de recommandations agronomiques.

Elle permet d'exploiter les données recueillies dans un dispositif en blocs dispersés, qui ne permet pas d'isoler l'effet site du fait de l'absence de répétitions intra-sites.

Elle permet également d'interpréter un regroupement d'essais dans lequel apparait significativement une interaction traitement*environnement. La réponse ne peut alors être régionalisée, et une étude de l'interaction est alors nécessaire.

2 Données nécessaires

Les données nécessaires à l'analyse d'adaptabilité sont de deux types :

- Des données analytiques. recueillies dans un dispositif qui peut être une série d'essais ou des blocs dispersés multilocaux et/ou multiannuels. Ces données doivent être le résultat de la comparaison d'objets. c'est à dire être issues d'essais factoriels. Dans l'étude, le terme « environnement » est utilisé. Il désigne aussi bien un site, une année, ou un bloc isolé.
- Des données de caractérisation des environnements, permettant de décrire à partir d'informations qualitatives ou quantitatives les spécificités de chaque localisation d'essai.

3 Conduite de l'analyse environnementale

Il s'agit d'une série d'étapes, qui font intervenir

- des méthodes graphiques intuitives, qui exigent la maîtrise de logiciels du type tableur
- des méthodes statistiques, pour valider les conclusions des analyses graphiques

En aucun cas il ne faut s'arrêter aux techniques graphiques, celles-ci faisant intervenir des méthodes biaisées. Les procédures statistiques permettent de valider les regroupements qui ont été pressentis dans l'analyse graphique.

Les étapes sont présentées succinctement, à titre de synthèse. Il est en effet plus aisé de suivre l'analyse à partir d'un exemple.

3.1 Calculer une mesure de la performance de chaque environnement

L'indice environnemental permet d'évaluer le potentiel de l'environnement considéré. Il est calculé à partir de la moyenne de la performance de tous les traitements dans un environnement donné.

3.2 Estimer et modéliser la réponse des traitements à l'environnement

A partir d'un graphique présentant en ordonnant la variable étudiée pour un traitement donné et en abscisse l'indice environnemental (IE), un ajustement linéaire ou non linéaire permet de modéliser la réponse des traitements à l'IE.

3.3 Définir des domaines de réponse équivalente des traitements à l'environnement

La synthèse sur un même graphique des modèles de réponse de tous les traitements permet de définir graphiquement des zones où les mêmes recommandations semblent s'appliquer. Ces zones, où le classement des traitements est le même, doivent comporter plusieurs environnements. Elles sont ci-après dénommées « domaines ».

3.4 Valider la constitution des domaines

Un domaine regroupe plusieurs environnements. Chacun de ces environnements est considéré comme un bloc. Pour mener une analyse de variance au sein de ce domaine, il faut s'assurer de l'homogénéité des blocs. Ceci fait intervenir un test de Bartlett sur les variances de chaque bloc. On calcule donc la variance de chaque bloc, et on compare ces variances entre elles.

Si les variances sont homogènes, alors on peut passer à l'étape suivante. Sinon il faut revoir la constitution des domaines, en excluant au besoin des blocs qui introduisent une différence de variance trop importante.

3.5 Mener une analyse de variance par domaine

L'étape précédente a permis de s'assurer qu'une analyse de variance par domaine était possible. Celle-ci doit mettre en évidence que l'interaction environnement*traitement n'est pas significative. Les conclusions au sein du domaine considéré s'appliquent à tous les environnements du domaine,

Celui-ci est homogène. Si l'interaction est significative, alors il faut revoir la constitution des domaines.

3.6 Effectuer une anova sur le regroupement des domaines

A partir des analyses de variance individuelles de chaque domaine, un regroupement d'essais permet de s'assurer de l'indépendance des recommandations de chaque domaine. Si l'interaction domaine*traitement est significative, alors l'effet du traitement n'est pas généralisable à tous les domaines. ce qui justifie leur constitution.

3.7 Formuler des recommandations indépendantes dans chaque domaine

A partir des classements de moyennes obtenus par les analyses de variance individuelles de chaque domaine, on peut identifier les recommandations propres à chaque domaine.

3.8 Expliquer l'indice environnemental par des variables caractéristiques du milieu

Cette étape est parmi les plus délicates. Elle détermine l'applicabilité des conclusions de l'analyse.

Il s'agit de tenter d'expliquer les différences entre sites, mesurées par l'IE, par les variables caractéristiques du milieu relevées dans chaque site. Cette étape peut faire intervenir :

- des méthodes de régression simple (modélisation de l'IE par des variables du milieu),
- des méthodes de régression multiple (modélisation de l'IE par une somme de variables du milieu, celles -ci pouvant être sélectionnées automatiquement à partir d'une procédure du type « stepwise »),
- des méthodes multivariées (ACP pour identifier les variables qui représentent le mieux la variation totale des sites)

3.9 formuler les recommandations en termes de caractéristiques du milieu

L'étape précédente a permis de caractériser les environnements, donc par voie de conséquence les domaines qui les regroupent. Les recommandations formulées au niveau du domaine peuvent alors être élargies à des caractéristiques environnementales, pour être validées ultérieurement dans d'autres environnements.

4 Etude d'un exemple

4.1 Les données

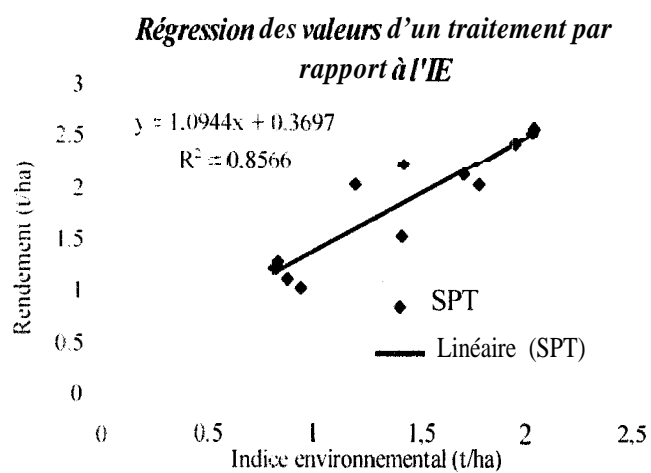
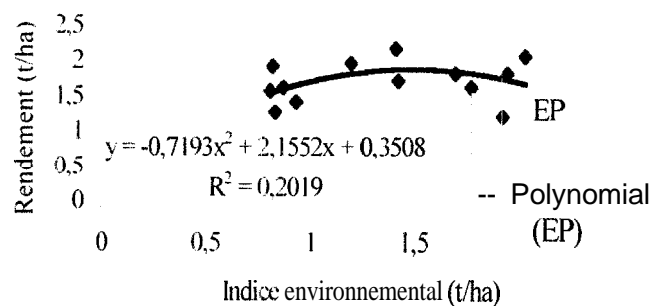
Environnement	TA	EOT	SPT	EP
7	1,7	1,65	2,65	2,15
10	2,2	1,9	2,6	1,4
3	1,45	1,95	2,5	1,9
12	1,5	1,8	2,1	1,7
11	1,2	1,5	2,2	1,9
1	0,7	0,9	2,3	1,8
4	0,6	1,2	1,6	2,25
5	0,15	0,5	2,1	2,05
2	0,5	0,65	1,1	1,5
9	0,2	0,4	1,2	1,7
6	0,15	0,5	1,35	1,35
13	0	0	1,3	2
8	0,1	0,2	1,3	1,65

Calcul de l'indice environnemental

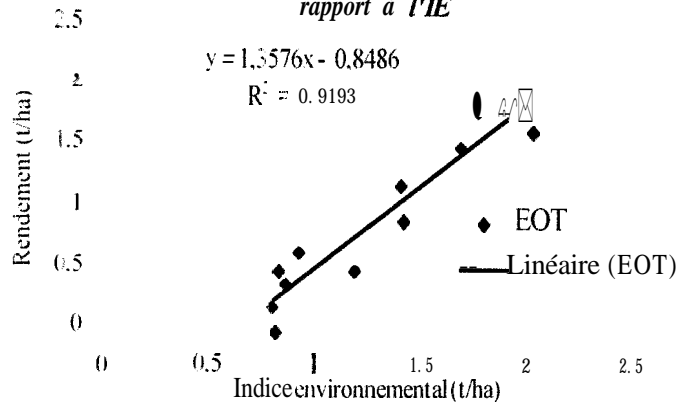
Environnement	IE
1	1,43
2	0,94
3	1,95
4	1,41
5	1,20
6	0,84
7	2,04
8	0,81
9	0,88
10	2,03
11	1,70
12	1,78
13	0,83

4.3 Modélisation de la réponse des traitements à l'environnement

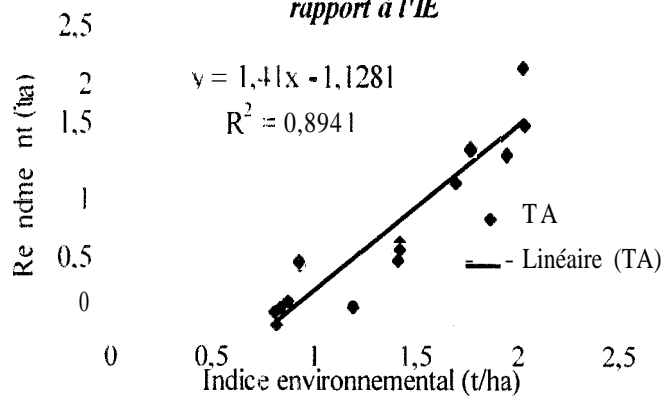
**Régression des valeurs d'un traitement par
rapport à l'IE**



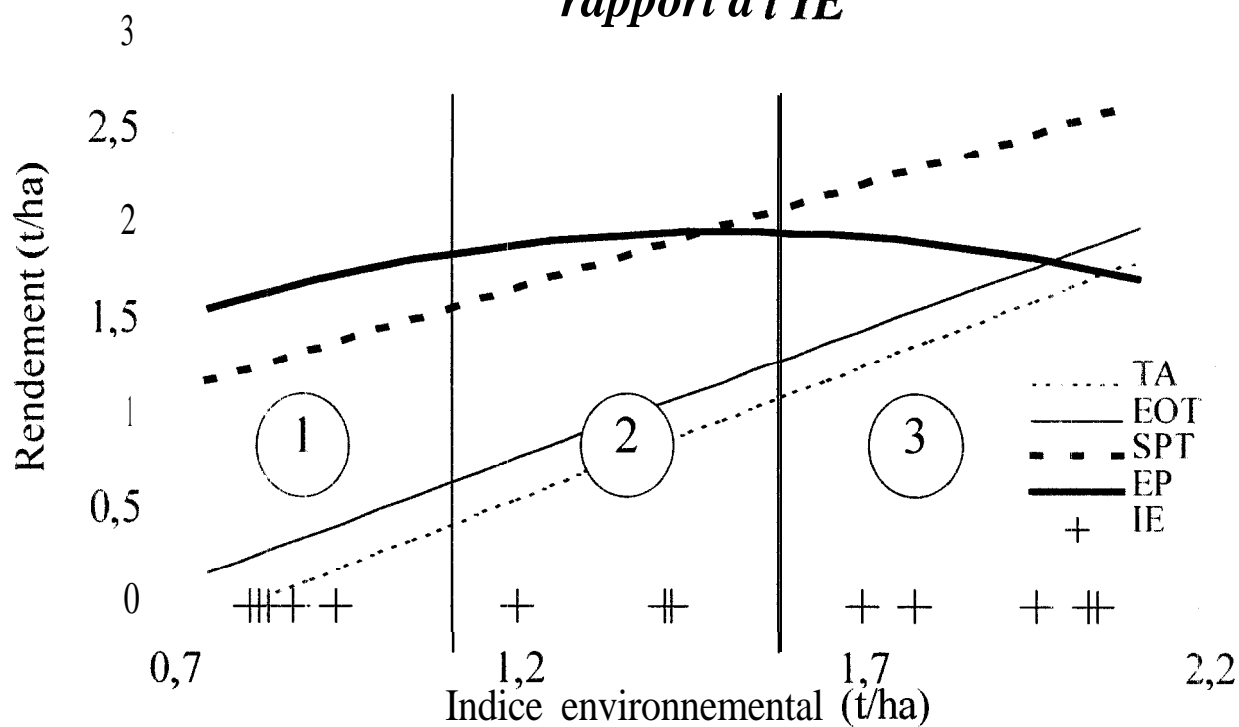
Régression des valeurs d'un traitement par rapport à l'IE



Régression des valeurs d'un traitement par rapport à l'IE



Régression des valeurs des traitements par rapport à l'IE



4.5 Validation de la constitution des domaines (homogénéité des blocs)

Test de Bartlett (macro Excel)

		Domaine		
Bloc	Données	1	2	3
1	Var Rdt	0,21	0,57	0,19
	NB Rdt	4	4	4
2	Var Rdt	0,37	0,48	0,22
	NB Rdt	4	4	4
3	Var Rdt	0,61	1,04	0,26
	NB Rdt	4	4	4
4	Var Rdt	0,49		0,19
	NB Rdt	4		4
5	Var Rdt	0,99		0,06
	NB Rdt	4		4

Chi2 Bartlett	1,71	0,5	1,3
Chi2 Th	14,86	<i>El</i>	15

Le Chi2 Bartlett est inférieur au Chi3 théorique maximal. Les blocs sont donc homogènes au sein de chaque domaine.

4.6 Analyse de variance par domaine

4.6.1 Domaine n°1

Interaction traitements*blocs

test de Tukey -0.28

Proba =0.0135

	S.c.e.	D d l	Carrés moyens	Test f	Proba	E.t.	C.v.
Var. totale	8.03	19	0.42				
Var. facteur 1	7.35	3	2.45	46.05	0.0000		
Var. blocs	0.04	4	0.01	0.19	0.9363		
Var. résiduelle 1	0.64	12	0.05			0.23	25.9%

F1	Libellés	Moyennes	Groupes homogènes
2	EP	1.64	A
3	SPT	1.25	B
1	EOI	0.35	C
4	TA	0.19	C

462aine n°2

Interaction traitements*blocs

test de Tukey =0.23

Proba =0. 1607

	S.c.e.	Ddl	Carrés	moyens	Test f	Proba	E.t.	C.v.
Var. totale	6.40	11		0.58				
Var. facteur 1	5.62	3		1.87	17.24	0.0029		
Var. blocs	0.13	2		0.06	0.59	0.5875		
Var. résiduelle 1	0.65	6		0.11			0.33	24.5%

FI	Libellés	Moyennes	Groupes homogènes
2	EP	2.03	A
3	SPT	2.00	A
1	EOT	0.87	B
4	T'A	0.48	B

4.6.3 Domaine n°3

Interaction traitements*blocs

See test Je Tukey -0.01

Proba =0.7750

	S.c.e.	Ddl	Carrés moyens	Test f	Proba	E.t.	C.v.
Var. totale	3.11	19	0.16				
Var. facteur 1	1.86	3	0.62	8.43	0.0029		
Var. blocs	0.37	4	0.09	1.26	0.3388		
Var. résiduelle 1	0.88	12	0.07			0.27	14.3%

Fi	Libellés	Moyennes	Groupes homogènes
3	SPI	2.41	A
2	EP	1.81	B
1	EOT	1.76	B
4	TA	1.61	B

•

4.6.4 Anova sur le regroupement des domaines

Source de variation	S.c.e	Ddl	Carrés moyens	Test f			
				Rap.cm	F calc	Ddl f	Proba
A : totale	5.88	11	0.53				
B : facteur 2	2.17	2	1.08				
C : facteur 1	2.97	3	0.99	C/d	7.97	3/6	0.0171
D : inter f2*f1	0.75	6	0.12	D/e	6.06	6/30	0.0003
E : résiduelle pondérée		30	0.02				
Etr=0.35							

4.6.5 Conclusions

Le test de Tukey montre une interaction traitements*blocs significative dans le domaine 1. Les conclusions de l'analyse de ce domaine ne sont donc pas applicables à tous les blocs. c'est à dire à tous les environnements. Aucune recommandation ne peut donc être formulée pour ce domaine.

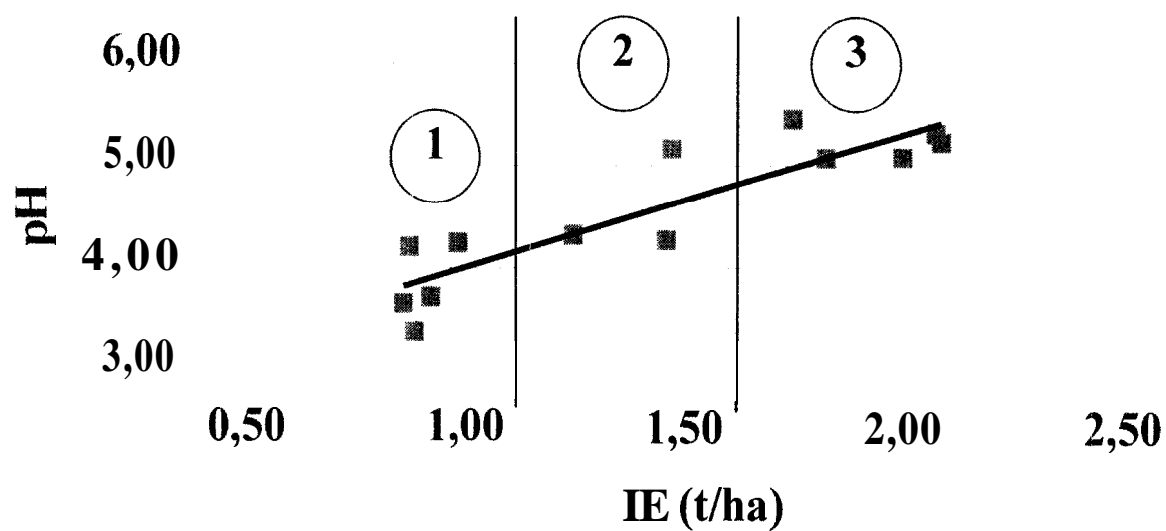
Toutes les autres hypothèses sont par contre vérifiées dans les autres domaines :

- Pas d'interaction traitements* blocs
- Une interaction traitements*domaine significative

4.7 Recommandations indépendantes dans chaque domaine

- Domaine 1 : pas de réponse
- Domaine 2 : EP ou SP1
- Domaine 3 : SP1

Interprétation de l'IE par le pH des sols



L'ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES

Ciré Elimane Sall, Isrû

d'après G. Philippeau (Comment interpréter les résultats d'une ACP, 1986)

et P. Letourmy (Analyse des expérimentations agricoles, 1992)


1. Introduction

L'analyse en composantes principales est une méthode d'analyse statistique multivariée. Cette méthode essentiellement descriptive, nous permet de présenter sous forme graphique le maximum de l'information contenue dans un tableau de données constitué de variables quantitatives mesurées sur un certain nombre d'individus.

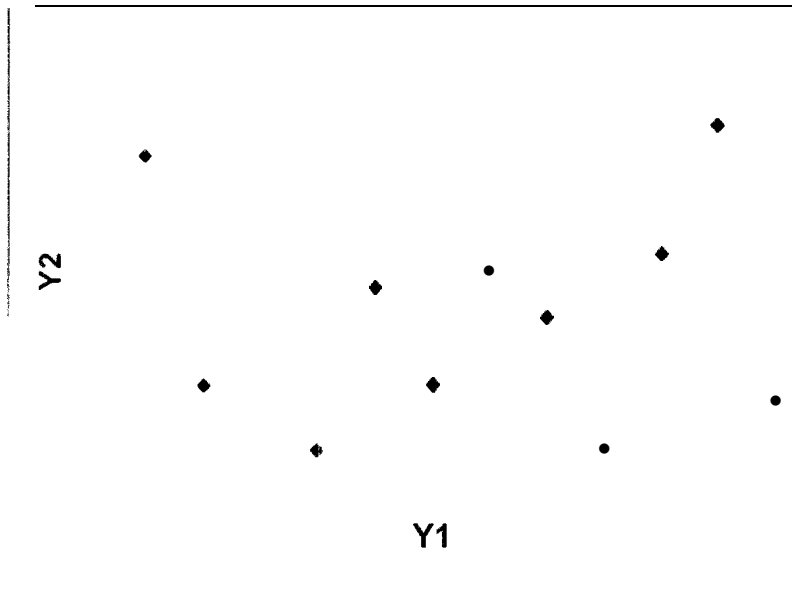
2. But de l'ACP

Le but de l'analyse en composantes principales (ACP) est d'étudier d'une part la liaison entre les variables et d'autre part d'étudier la relation entre les individus du tableau de données.

Tableau n lignes \times p colonnes

	variables				
	1	2	p
1					
2					
.					
.					
.					
n					

Considérons tout d'abord le cas de 2 variables y_1 et y_2 mesurées sur n individus. Une manière simple d'évaluer la liaison entre les différents individus est de visualiser le nuage des points.



Par contre, il est moins aisé, voire impossible, de représenter par un nuage de points la répartition des individus dès que le nombre de variables p dépasse 3.

3 Principe de l'ACP

Le principe de l'ACP consiste à transformer les p variables quantitatives initiales en p nouvelles variables non corrélées appelées composantes principales pour autant qu'il n'y ait aucune relation linéaire entre les variables initiales.

Il s'agit de trouver tout d'abord un premier axe appelé 1^{ère} composante principale ou 1^{er} axe principal permettant de restituer au mieux toute l'information sur les individus. c'est à dire que la variance des coordonnées des individus sur cet axe est maximale. Ensuite, on cherchera un second axe appelé 2^{ème} composante principale qui est non corrélé au 1^{er} et qui explique la plus grande part d'information complémentaire à celle expliquée par le 1^{er} axe. On continue ainsi jusqu'à l'obtention de la $p^{\text{ème}}$ et dernière composante principale qui fournit la plus faible part d'information. Les différentes composantes principales étant non corrélées entre elles, l'information expliquée par un axe est alors indépendante de celle fournie par les autres.

Les individus pourront alors être projetés avec un minimum de perte d'information sur les axes définis par les composantes principales. Le plan défini par la 1^{ère} et 2^{ème} composante principale est le plan sur lequel la visualisation des individus fournit le maximum d'information. Lorsque cette information n'est pas suffisante, il sera alors nécessaire d'examiner la répartition des individus sur d'autres plans complémentaires au premier. L'ACP permet ainsi de réduire la dimension de l'espace de représentation du tableau initial des données en ne conservant qu'un nombre d'axes

principaux pertinents. Les corrélations entre les variables initiales et les composantes principales permettent d'évaluer la contribution des variables initiales à la constitution des axes.

La représentation des individus sur un plan ne donne pas une description parfaite de la réalité. Il est alors nécessaire d'évaluer la qualité de la représentation. La qualité de la représentation d'un individu sur un axe principal est déterminée par le cosinus carré de l'angle formé par cet axe et la direction de l'individu par rapport à l'origine.

De plus, la proximité entre individus varie selon l'échelle de représentation de chaque axe. Ainsi, l'échelle de représentation doit être judicieusement choisie. Suivant la nature des variables étudiées, on peut choisir de donner à chaque variable :

- le même poids en utilisant l'ACP normée, c'est à dire l'ACP réalisée sur les données centrées et réduites
- un poids égal à sa variance en utilisant l'ACP non normée, c'est à dire l'ACP réalisée sur les données centrées.

La détermination des composantes principales est effectuée par la diagonalisation de la matrice des corrélations en ACP normée et par celle de la matrice des variantes-covariances en ACP non normée.

La diagonalisation fournit une valeur propre par axe principal et un vecteur propre associé. Les valeurs propres sont les variances des coordonnées des individus sur les axes principaux. Chaque valeur propre représente la part d'information (part d'inertie du nuage) expliquée par l'axe correspondant.

En ACP normée la somme des valeurs propres est égale à p (le nombre de variables). et en ACP non normée Cette somme est égale à la somme des variances des p variables.

4 Exemple d'application

Les données utilisées dans cet exemple sont extraites de G. Philippeau "Comment interpréter les résultats d'une analyse en composantes principales" (1986). Il s'agit de 39 variétés de blé sur lesquelles sont mesurées les différentes variables suivantes :

Définition des variables

HEP	hauteur de l'épi dans la tige le 10/04/81
DEP	date d'épiaison en nombre de jours depuis le 01/05/81
QTE	quantité d'eau contenue dans le grain
H2O	teneur en eau du grain
PMS	poids de matière sèche du grain
EM2	nombre d'épis par m ²
CTE	coefficient de tallage épis
G/E	nombre de grains par m ²

PMG poids de 1000 grains à 16% d'humidité

L'analyse des données a été réalisée avec le logiciel SAS. Les résultats obtenus sont présentés ci-après.

Principal Component Analysis

39 Observations

10 Variables

Simple Statistics

	Mean	Std
HEP	26,244	10,959
DEP	27,564	5,389
QTE	321,538	35,059
H2O	49,082	3,985
PMS	336,667	45,960
EM2	531,410	65,844
CTE	2.938	0,467
G/E	30,964	4,362
GM2	16318,077	1833,357
PMG	38,364	4,385

Correlation Matrix

	HEP	DEP	QTE	H 2 O	PMS	EM2	CTE	G/E	GM2	PMG	
HEP	1,000	-0,769	-0,321	-0,740	0,549	-0,193	-0,425	-0,310	-0,518	0,264	HEP
DEP	-0,769	1,000	0,369	0,919	-0,678	-0,060	0,187	0,397	0,378	-0,217	DEP
QTE	-0,321	0,369	1,000	0,453	0,225	-0,132	-0,076	0,099	-0,091	0,506	QTE
H 2 O	-0,740	0,919	0,453	1,000	-0,736	-0,056	0,230	0,420	0,385	-0,240	H 2 O
PMS	0,549	-0,678	0,225	-0,736	1,000	-0,004	-0,346	-0,441	-0,528	0,676	PMS
EM2	-0,193	-0,060	-0,132	-0,056	-0,004	1,000	0,555	-0,573	0,316	-0,080	EM2
CTE	-0,425	0,187	-0,076	0,230	-0,346	0,555	1,000	0,100	0,680	-0,446	CTE
G/E	-0,310	0,397	0,099	0,420	-0,441	-0,573	0,100	1,000	0,554	-0,504	G/E
GM2	-0,518	0,378	-0,091	0,385	-0,528	0,316	0,680	0,554	1,000	-0,723	GM2
PMG	0,264	-0,217	0,506	-0,240	0,676	-0,080	-0,446	-0,504	-0,723	1,000	PMG

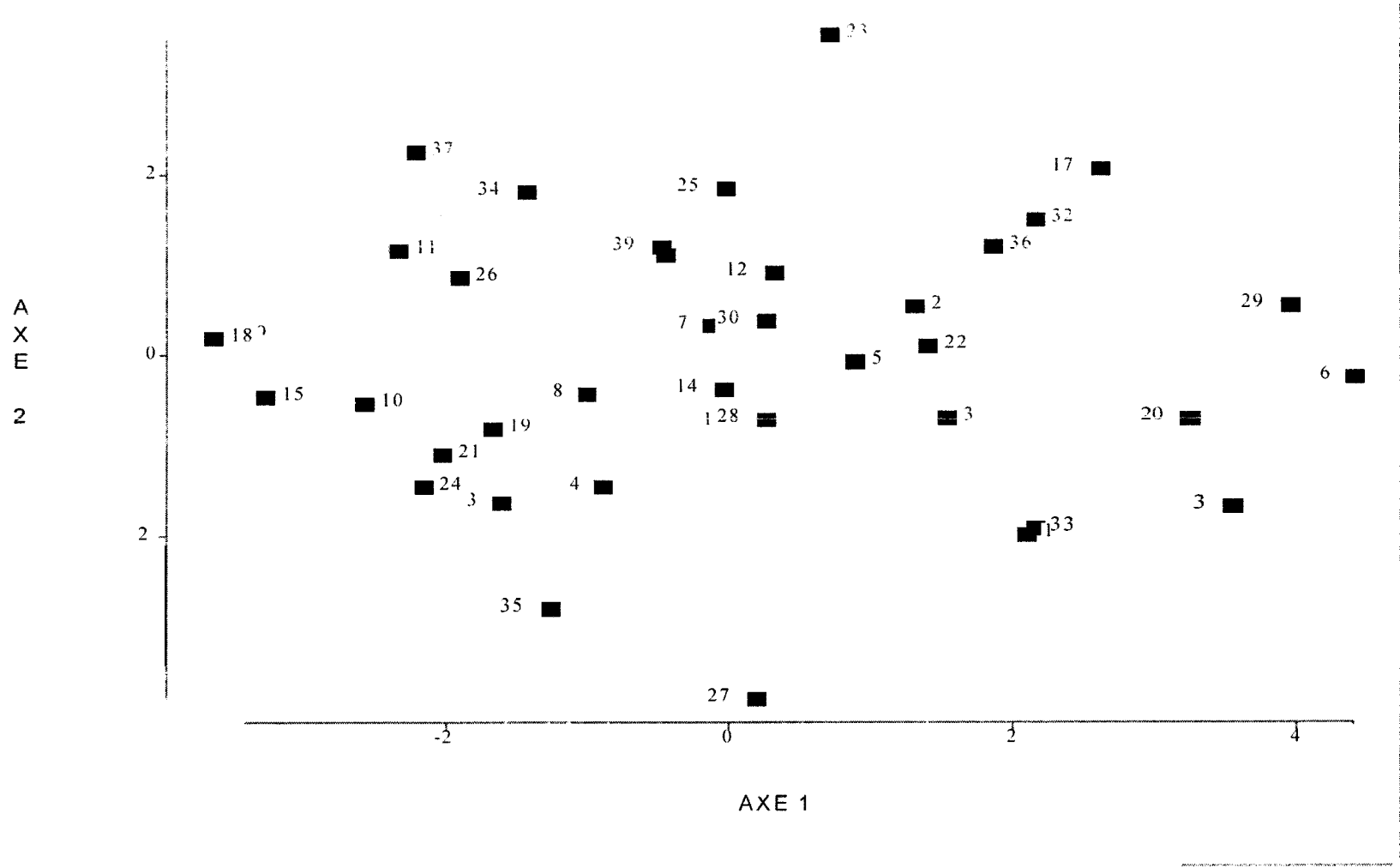
Eigenvalues of the Correlation Matrix

	Eigenvalue	Difference	Proportion	Cumulative
AXE1	4,424	2,223	0,442	0,442
AXE2	2,201	0,507	0,220	0,663
AXE3	1,694	0,839	0,169	0,832
AXE4	0,856	0,564	0,086	0,918
AXE5	0,291	0,035	0,029	0,947
AXE6	0,256	0,117	0,026	0,972
AXE7	0,139	0,043	0,014	0,986
AXE8	0,096	0,068	0,010	0,996
AXE9	0,028	0,014	0,003	0,999
AXE10	0,014	,	0,001	1,000

Eigenvectors

	AXE1	AXE2	AXE3	AXE4	AXE5	AXE6	AXE7	AXE8	AXE9	AXE10	
HEP	-0,381	-0,138	-0,265	0,015	0,577	0,579	0,262	0,166	0,028	-0,017	HEP
DEP	0,384	0,305	0,109	-0,248	-0,060	0,040	0,458	0,650	0,021	-0,221	DEP
QTE	0,048	0,514	0,328	0,445	0,153	0,315	-0,393	-0,003	-0,136	-0,364	QTE
H2O	0,394	0,310	0,113	-0,201	0,262	0,235	-0,109	-0,151	0,180	0,710	H2O
PMS	-0,401	0,059	0,154	0,470	-0,293	-0,042	0,022	0,480	0,200	0,482	PMS
EM2	6,643	-0,396	0,587	-0,091	-0,191	0,371	0,078	-0,143	0,509	-0,171	EM2
CTE	0,264	-0,362	0,295	0,328	0,611	-0,453	0,029	0,157	0,020	0,015	CTE
G/E	0,287	0,139	-0,488	0,446	-0,046	-0,034	0,201	-0,197	0,598	-0,149	G/E
GM2	0,373	-0,279	-0,012	0,403	-0,255	0,338	0,327	-0,133	-0,536	0,170	GM2
PMG	-0,310	0,373	0,324	0,044	0,096	-0,220	0,633	-0,441	-0,064	0,026	PMG

Représentation sur le plan principal



Cercle des corrélations

