

USTHB

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

2ex

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

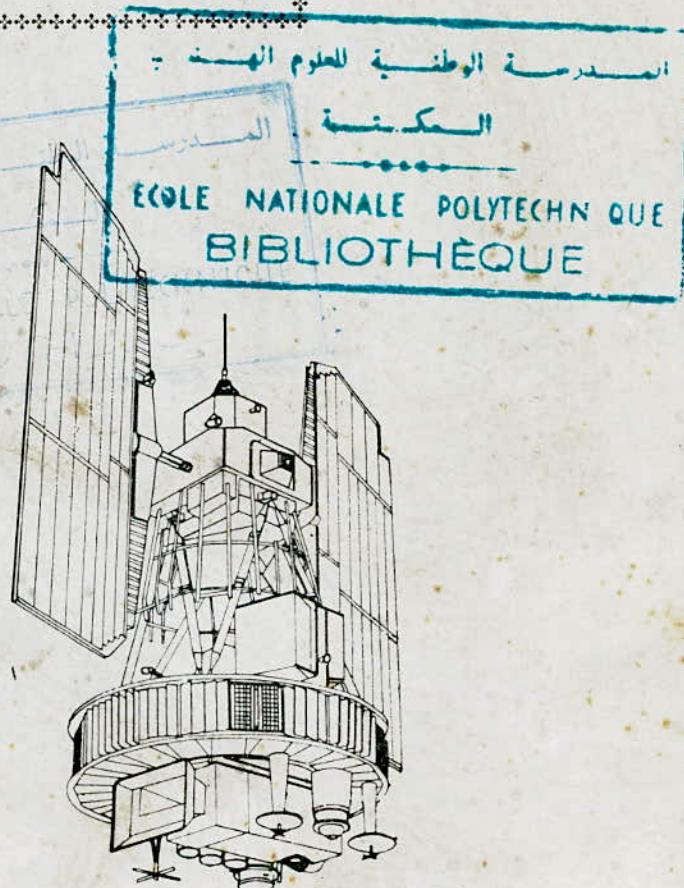
CSTN : LABORATOIRE DE TELEDETECTION

PROJET DE FIN D'ETUDES

INGENIERAT EN ELECTRONIQUE

TRAITEMENT NUMERIQUE

D'IMAGES SATELLITES MULTISPECTRALES



Proposé Par: A. ABDELLAOUI

A. OUSSEDIK

Etudié Par: Nacéra Mehenni

Omar Benarab

Ministère De L'enseignement Supérieur Et De La Recherche Scientifique

USTHB

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

CSTN : LABORATOIRE DE TELEDETECTION

PROJET DE FIN D'ETUDES

INGENIERAT EN ELECTRONIQUE

TRAITEMENT NUMERIQUE

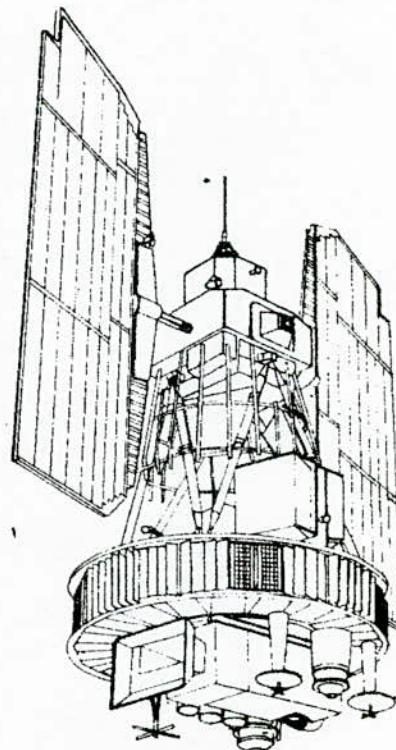
D'IMAGES SATELLITES MULTISPECTRALES

Proposé Par: A. ABDELLAOUI

A. OUSSEDIK

Etudié Par: Nacéra Mehenni

Omar Benarab



Dédicaces

à ma mère en récompense de son grand
courage et de son immense sacrifice
et toute ma famille.

et tous mes amis.

Omar.

et la mémoire de mon père.

et ma mère à qui je dois tout.

et mes frères et soeurs.

et ma famille.

au Docteur D. Maouel en témoignage de toute
mon estime et ma profonde reconnaissance.

et Youâd et Louiza

Nacéra

Remerciements

Les travaux qui font l'objet de ce projet ont été effectués dans le laboratoire de Télédétection du C.S.T.N. Il sanctionne avant tout cinq années d'études dans la filière électronique et quatre mois de travail sur ce sujet.

Monsieur ABDELLAOUI, docteur a accepté de parrainer nos recherches. Nous lui sommes redevables du grand intérêt qu'il a porté à notre travail et de nous avoir fourni la documentation voulue.

Monsieur OUSSEDIK Azeddine nous a conseillé dans nos recherches. Qu'il trouve ici l'expression de notre gratitude.

Ce travail doit beaucoup à la collaboration scientifique de M^e KHINECHE, M^e BOUAMRA, M^e BELKACEMI ainsi que M^e TILIKETE.

Nous sommes heureux de pouvoir les remercier de nous avoir accordé leur confiance.

Une mention spéciale est accordée à M^e MIR Salima qui a assuré le tirage de ce projet avec une conscience professionnelle on ne peut mieux exemplaire.

Nous remercions aussi toutes les personnes qui ont collaboré de près ou de loin à l'élaboration de ce travail particulièrement M^e AOUINE, M^e BENSEFIA, ainsi que M^e et M^{me} BOUGHEDA pour leur assistance matérielle.

L'être humain est périsable ainsi que ses remerciements, à tous nous prions Dieu de les remercier éternellement.

Nacéra. Mehenni.
Omar. Benarab.

Sommaire

Introduction

Chapitre I - Présentation de la télédétection.

I - Généralités

II - Domaines d'application

III - Images "Landsat"

1. Les données image

2. Les satellites Landsat.

Chapitre II - Principes de classification.

I - Introduction

II - Méthodologie générale

1. Classification supervisée

2. Classification non supervisée

III - Principaux types de classification multispectrale.

Chapitre III. Etude détaillée de deux types de classification supervisée

I - Classification non paramétrique : Analyse factorielle discriminante.

1. Définition de la discrimination

2. Discrimination à but descriptif.

- a. Notations et définitions
- b. Variance totale, intra-classe, inter-classe
- c. Notations développées
- d. Recherche des axes factoriels discriminants.

3. Discrimination à but décisionnel

- a. Notations - Définition de la métrique
- b. Définition de la procédure.

II Classification Paramétrique : Méthode du maximum de vraisemblance

- 1. Introduction
- 2. Hypothèses et notations
- 3. Détermination du critère d'affectation..

Chapitre IV. Description et architecture des programmes.

- I. Programme "Factor" - Analyse factorielle discriminante
- II. Programme "Normal" - Méthode du maximum de vraisemblance.

Chapitre V - Interprétation des résultats

Conclusion

INTRODUCTION

En Télédétection, lors d'une "prise de vue" par caméra ou par radiomètres multispectraux portés par satellite, les images recueillies sont digitalisées, puis enregistrées sur bandes magnétiques.

Le traitement de l'énorme masse d'information contenue dans ces bandes nécessite la mise en œuvre de méthodes mathématiques d'analyse de données ; ces dernières font appel à des algorithmes numériques plus ou moins complexes. Dans tous les cas, le recours à l'ordinateur est indispensable.

Les méthodes de classification permettent de découper une image en zones "homogènes" appelées classes.

En classification supervisée, les classes sont définies à partir d'échantillons de base - Verités-terrains - prélevés directement sur la zone à étudier.

Une des nombreuses méthodes est alors appliquée à la scène d'étude en tenant compte des verités-terrains.

Après classification automatique, un contrôle sur certains sites du terrain est

indispensable pour la comparaison entre les résultats obtenus et la réalité au sol.

Dans cette étape, le concours d'un thématicien, géographe, géologue, hydrologue est d'un grand apport, et pour l'interprétation des résultats et pour le choix des zones échantillons afin d'obtenir des classes bien définies et correspondant aux différents objets sur la surface terrestre.

Le but de notre travail est d'étudier deux méthodes de classification supervisée : La première dite "factorielle discriminante" est de type géométrique. Elle permet le classement d'un pixel suivant un critère d'affectation - fonction discriminante utilisant une distance donnée. Cette distance est définie par l'inverse de la matrice de covariance totale entre ceux-ci.

La deuxième méthode dite du "Maximum de vraisemblance" est du type paramétrique, probabilistique. Elle utilise comme fonction discriminante, la loi de probabilité de Laplace - Gauss qui permet d'affecter un point à sa classe.

Après un bref aperçu sur la télé-détection au chapitre I, nous donnons rapidement au chapitre II les différentes méthodes de classification. Le chapitre III présente l'étude mathématique des 2 méthodes choisies. Quant au chapitre IV on y trouvera une description des différents programmes. C'est au chapitre V que sont données les interprétations des résultats obtenus et la comparaison entre les deux méthodes.

Pour les utilisateurs, nous avons mis en annexe les différents organigrammes détaillés relatifs aux deux logiciels et les programmes "FORTRAN" correspondants.

CHAPITRE I. PRESENTATION DE LA TELEDETECTION

I. GENERALITES

La télé-détection est une technique d'analyse à distance, d'enregistrement et de traitement des rayonnements émis ou réfléchis par la surface terrestre. Elle consiste à photographier le sol d'avion, de ballon ou de satellite, avec des caméras multispectrales ou à l'aide de systèmes à balayage (scanners) en captant les rayonnements électromagnétiques réfléchis ou émis par la surface terrestre.

Une chaîne de télé-détection comprend :

- 1- Une zone émettant un certain rayonnement.

chaque objet terrestre émet ou réfléchit un rayonnement sous forme d'ondes électromagnétiques.
On classe ces ondes en fonction de leur longueur.

• rayons Gamma	→	0,005 à 0,25 Å
• rayons X	→	0,25 Å à 0,001 μm
• ultra-violet	→	0,02 à 0,4 μm
• visible	→	0,4 à 0,8 μm
• infra-rouge	→	0,8 à 300 μm
• hyperfréquences	→	0,5 à 10 cm
• UHF	→	0,1 à 1 m
• VHF.	→	1 à 10 m

En principe, tout le spectre électromagnétique pourrait être utilisé pour l'exploration à distance, de l'ultra-violet aux ondes radios. Mais en état actuel, de la technique, il n'existe de détecteurs que pour certaines régions du spectre.

D'autre part, l'atmosphère terrestre joue un rôle perturbateur dans la propagation de ces rayonnements et seules quelques "fenêtres" peu affectées par l'absorption, ou par la diffusion, restent utilisables. Ce sont essentiellement :

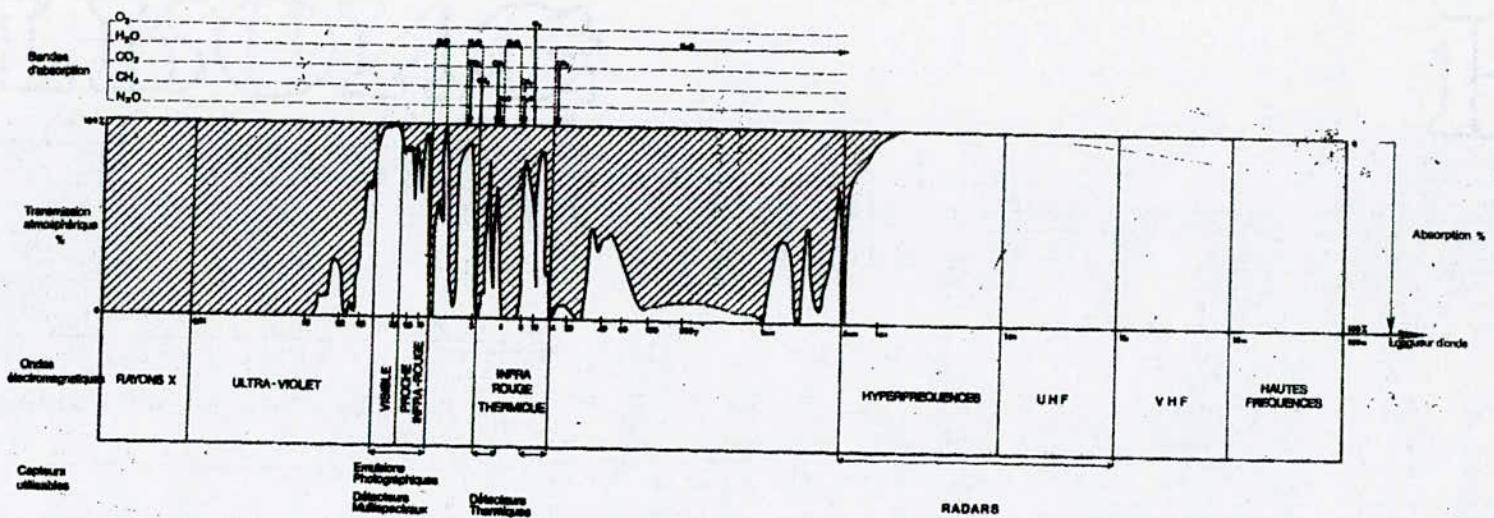
- le visible et le proche infra-rouge, de $0,4 \mu\text{m}$ à $1,1 \mu\text{m}$ utilisés pour l'enregistrement des rayonnements solaires réfléchis par les objets terrestres. C'est le domaine de la photographie aérienne classique et plus récemment des appareils à balayage multispectraux.

- 2 bandes situées dans l'infra-rouge moyen, $3 \text{ à } 5 \mu\text{m}$ et $8 \text{ à } 14 \mu\text{m}$.

Dans ces 2 bandes, on reçoit l'énergie électromagnétique émise par les corps terrestres, qui est fonction de leur température et de leur émissivité.

2- Un milieu de propagation

Le rayonnement traversant le milieu de propagation qui est l'atmosphère est soumis à



— Le spectre électromagnétique et son absorption par l'atmosphère : celle-ci n'intervient plus aux longueurs d'onde supérieures à 5 mm (domaine des hyperfréquences et hautes fréquences utilisées avec les radars, en radio, etc.). Aux longueurs d'onde inférieures, on voit que les seuls « créneaux » non absorbés par l'atmosphère se situent dans le domaine du visible, du proche infrarouge et de l'infrarouge thermique.

des perturbations diverses, sélectives en fonction de la longueur d'ondes ; les perturbations sont dues à :

- l'absorption par les gaz atmosphériques
- la diffusion par les molécules et les aérosols
- l'émission atmosphérique
- la réfraction

3. Une plate-forme d'observation

C'est le véhicule permettant de transporter en altitude les capteurs. On distingue :

- les satellites : de 500 km à 900 km
- les ballons : de 10 km à 30 km
- les avions : de 500 m à 10 km

4. Des capteurs

L'information est acquise grâce aux capteurs. Il existe deux grands types de capteurs :

a) Les capteurs passifs

Ils mesurent le rayonnement naturel émis ou réfléchi par l'objet étudié. On distingue :

- les chambres photographiques

Elles utilisent des films photographiques avec des caméras à objectifs et filtres multiples.

- les capteurs à balayage ou scanners

Ils analysent deux régions du spectre : le visible et le proche-infra-rouge d'une part, et l'infra-rouge thermique d'autre part.

- les radiomètres

Ils sont sensibles au rayonnement infra-rouge thermique. Ils sont destinés à mesurer la radianc par transformation de celle-ci en tension électrique

b) Les capteurs actifs

C'est la combinaison d'un émetteur d'ondes électromagnétiques et d'un récepteur. On distingue :

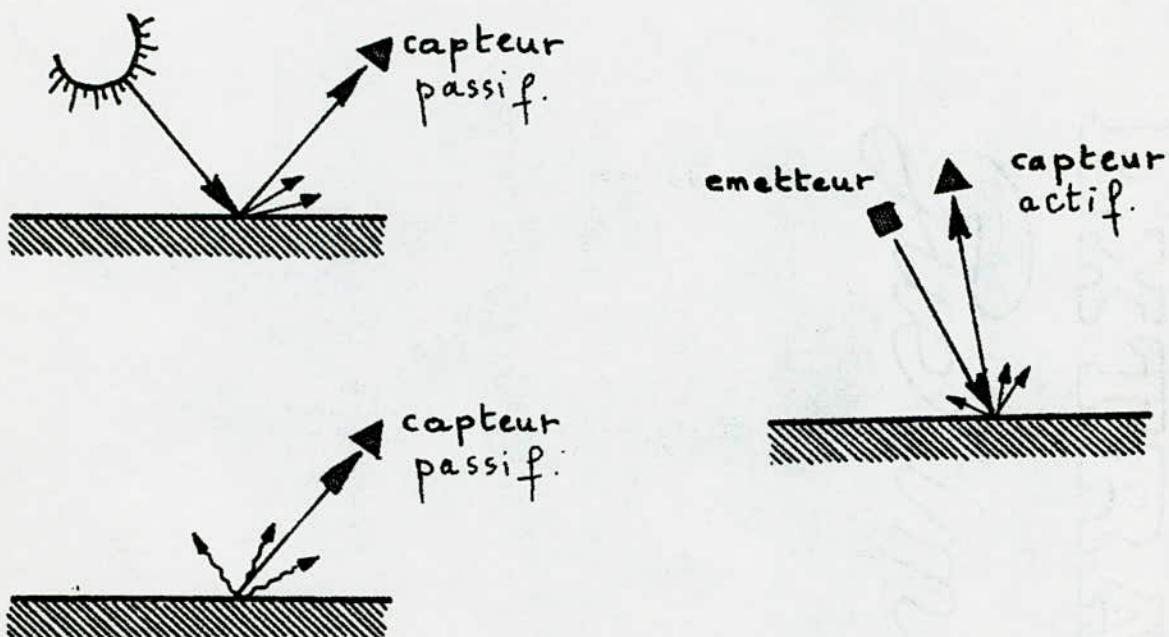
- Le Radar

Les sources sont des émetteurs radio d'antennes plus ou moins directives. Il est embarqué sur un

avion ; il émet des micro-ondes dont le faisceau est capté par l'avion après réflexion au sol. Son avantage est de "voir" la structure et la texture du sol sous la couverture nuageuse, de jour comme de nuit. Comme il traverse aussi les couches de végétation, il est beaucoup utilisé par les militaires.

- Le laser

Principalement utilisé dans l'ultra-violet pour exciter la fluorescence de certains corps.



Principes de mesure par capteurs passifs
et par capteurs actifs.

5. Un système d'enregistrement de données

Les modes d'enregistrement varient selon le type du capteur. On distingue:

- les films
- les bandes magnétiques
- les disques

Les informations se trouvent sous forme numérique ou sous forme analogique, ce qui implique donc un traitement de l'information.

6. Un centre de recueil et de prétraitement de données

L'utilisation des satellites comme plates-formes d'observation nécessite la mise en place au sol de stations de collecte de données. Les informations vidéo reçues au niveau de chaque détecteur sur satellites sont échantillonnées et digitalisées. Celles concernant l'Algérie sont envoyées vers la station d'Italie.

Les informations sont enregistrées sur bandes magnétiques et transmises à la N.D.P.F, (Nasa. Data Processing Facility) qui procéde à:

- une correction géométrique de la bande.
- la conversion des informations en un binaire usuel

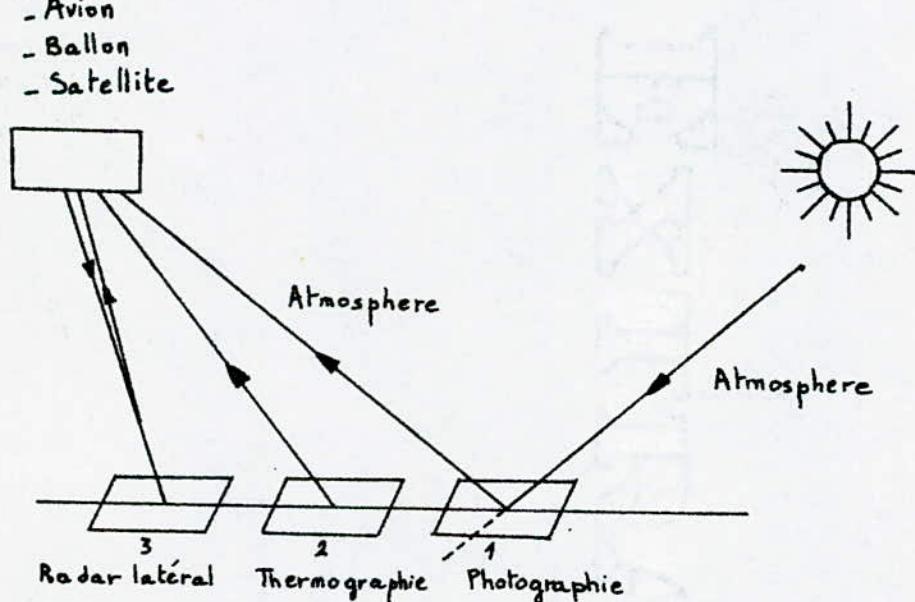
- L'insertion sur la bande de renseignements telle que la position géométrique de la scène, position du soleil, latitude, heure, etc...

F. Un centre d'interprétation

Son but principal est d'établir une corrélation entre le rayonnement mesuré et la nature des "objets" au sol émettant ce rayonnement.

Capteur porté par :

- Avion
- Ballon
- Satellite



objet = élément de surface

- Caractéristiques physiques
- Réflectance
- Emissivité
- Absorption
- Diffusion
- Luminescence

Principe général de Télédétection

II. DOMAINES D'APPLICATION

La télédétection dispose d'un matériel permettant, donc ses possibilités sont assez larges:

- elle peut capter des informations à très grande distance

- elle peut utiliser non seulement la bande correspondant aux radiations visibles (œil humain), mais des bandes assez éloignées

- elle enregistre tout ce qu'elle voit, le met en mémoire et le restitue fidèlement.

- elle recueille, en plus de données surtout qualitatives, comme c'est le cas pour l'œil, des données quantitatives: ainsi, elle est capable de mesurer des intensités relatives des rayonnements des différentes longueurs d'ondes réfléchies par un même point. Une telle information est très intéressante. Aussi son domaine d'application est très vaste:

- * en agriculture:

- prévision des récoltes
- Contribution à la protection des végétaux par la prévision des intempéries et des attaques de parasites et par l'inventaire des dégâts
- l'inventaire cartographique des types de sols qui doit servir à établir leurs valeurs et leurs potentiels.

* en géologie :

mise en évidence de structures favorables aux recherches minières.

* en hydrologie et études des ressources en eau

* en cartographie et aménagement du territoire.

III IMAGES "LANDSAT"

1) Les données-image

La résolution des capteurs multispectraux à bord des satellites est de 80m, c'est à dire que la plus petite surface perçue par les capteurs représente une surface approximativement carré de 80m de côté, appelé "Pixel". Cette information porte un rayonnement qui est la somme des rayonnements élémentaires émis ou réfléchis par les objets individuellement. Une telle résultante se traduit par un point qui est affecté d'une valeur numérique ou densité optique proportionnelle au rayonnement. L'ensemble de ces points forme l'image numérique ou photographique.

Une portion du spectre des ondes électromagnétiques dans laquelle est mesurée la radiance d'un pixel s'appelle "CANAL".

2) Les satellites Landsat

Les satellites Landsat sont au nombre de trois. Ils sont équipés, du point de vue de la Télédétection de caméras electro-optiques et d'un analyseur à balayage multispectral, le MSS (Multi. Spectral. Scanner.).

L'analyseur à balayage multispectral MSS comporte 4 canaux pour Landsat 1 et 2 et 5 canaux pour le Landsat 3 :

<u>Canal</u>	<u>Réponses spectrales [nm]</u>
MSS4	500 - 600
MSS5	600 - 700
MSS6	700 - 800
MSS7	800 - 1100
MSS8	10 400 - 12 600 (Landsat 3 seul)

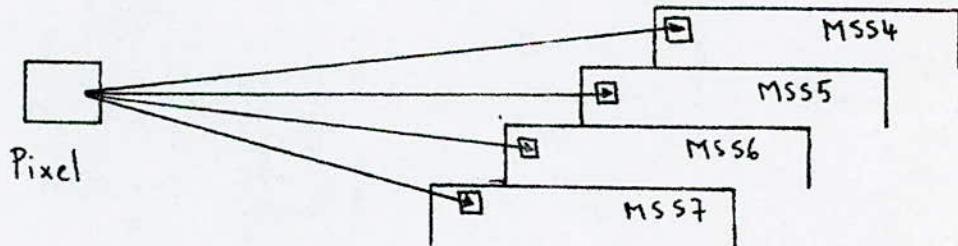
Les canaux 4 à 7 sur lesquels portera notre travail donnent une résolution de 79 m x 55,8 m. Une image, telle que celle délivré par la NASA couvre une surface de (185 x 185) km, soit 2340 lignes de 3240 pixels.

CHAPITRE II. PRINCIPES DE CLASSIFICATION

I. INTRODUCTION

Le but du traitement numérique, est de mettre en évidence des classes ou sous ensembles homogènes au mieux de leurs ressemblances, selon certains critères : ton de gris par exemple, c'est à dire de faire une classification.

Un "pixel" est caractérisé par N niveaux de luminance mesurés dans les N bandes spectrales. Dans le cas du Landsat 2, N=4



Chaque pixel X possède dans chaque canal MSS_i un niveau de gris donné. L'ensemble de ces niveaux de gris constitue l'information spectrale ou "signature spectrale" de ce pixel. Une signature sera donc un vecteur de \mathbb{R}^4 ($N=4$)

Sachant qu'une image numérique multidimensionnelle

-mentionnelle Landsat est composé de 2340 lignes de 3240 pixels ; cette énorme quantité d'information ne peut être traitée et analysée qu'à l'aide d'un ordinateur, c'est à dire, on procéde à un traitement numérique d'image.

II. METHODOLOGIE GENERALE

La classification appliquée aux images numériques est un modèle dont le but est d'établir la correspondance entre la mesure de la radiance et la réalité au sol. Ce modèle ne peut évidemment pas être du type déterministe. Tout modèle contient des paramètres, dont il faut choisir la valeur. Deux méthodes sont possibles

1) Classification Supervisée

Dans ce cas de modèle, les valeurs des paramètres sont choisies sur la base d'une partie des données : c'est le "calage" du modèle. Ensuite le modèle est essayé sur une autre partie des données : c'est le "test" du modèle. Des Rétroactions permettent de redéfinir les valeurs des paramètres. Enfin le modèle peut être "exploité" sur l'ensemble de la zone étudiée.

La classification supervisée entre dans le cadre de ce modèle et utilise donc des "vérités terrains"

2) Classification non-supervisée

Dans ce cas, les valeurs des paramètres sont fixées \bar{a} priori. Le modèle est également essayé sur des données de test, ce qui permet la modification des paramètres. L'exploitation du modèle peut alors intervenir.

En Résumé, la classification consiste à faire un découpage de l'image en parties "homogènes". L'homogénéité sera définie par les caractéristiques de l'image et par les exigences du thématicien.

Les étapes de la classification sont :

- définir les centres de classes ou éléments les plus représentatifs
- Rechercher les règles de décisions permettant l'affectation des points \bar{a} leurs classes.
- Effectuer la classification pour les points intéressants de l'image.
- Estimer la performance de la classification (statistiques- vérités terrains).

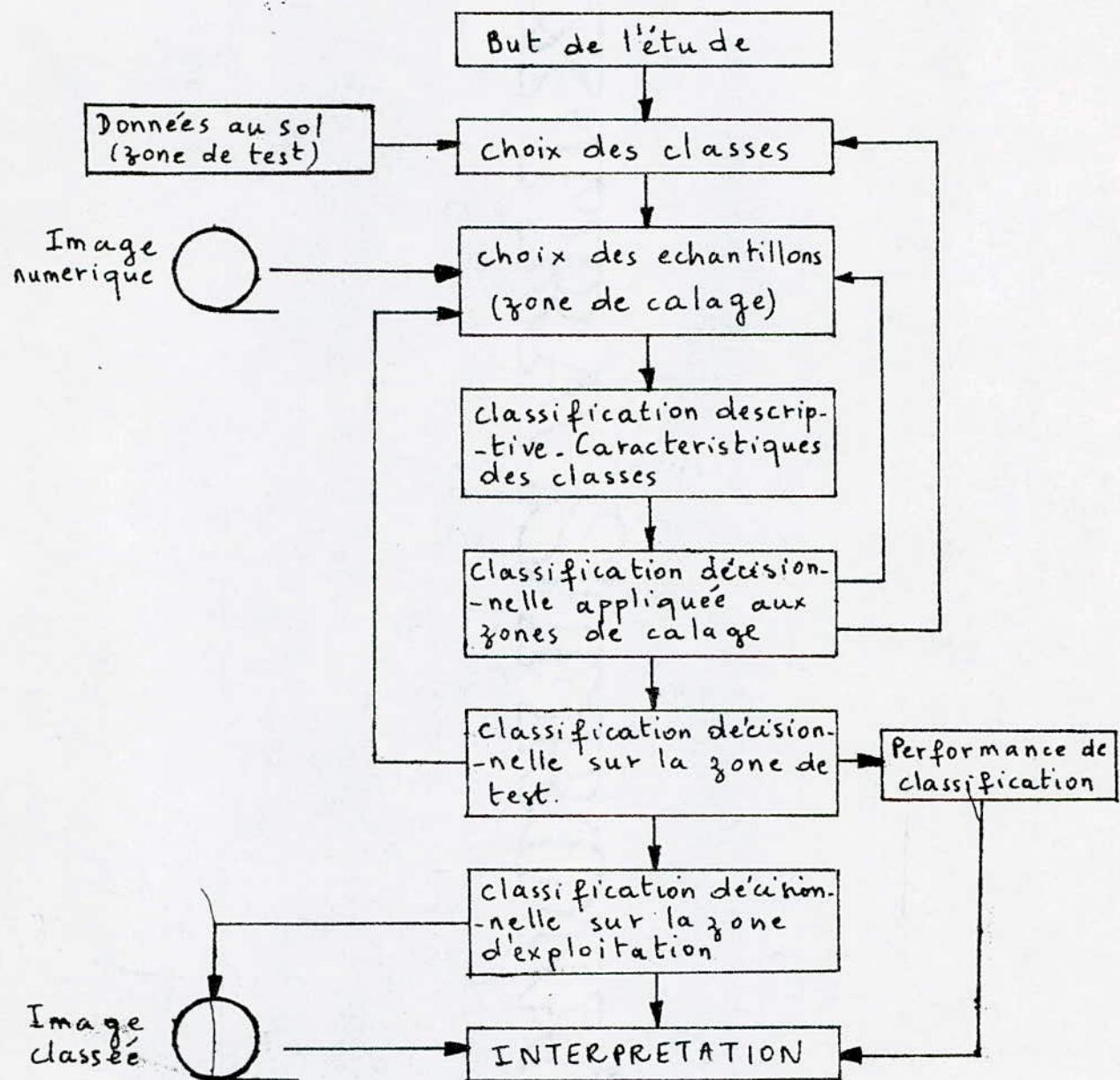


Schéma de la classification supervisée.

III. PRINCIPAUX TYPES DE CLASSIFICATION MULTISPECTRALE

Differentes méthodes, selon le type de classification, supervisée ou non, sont utilisées.
Donnons un bref aperçu de ces différentes méthodes.

1. Classification supervisée

a.) classification paramétrique

Ces méthodes se rapportent au développement des fonctions discriminantes définies statistiquement, dans lequel les distributions de densité de probabilité sont supposées connues.

a.1) Méthode du maximum de vraisemblance

C'est le cas où la probabilité $P(X/C_k)$ pour qu'un point X appartienne à une classe C_k suit une loi normale (Laplace-Gauss). L'étude détaillée est faite dans le chapitre suivant

a.2) Méthode de FIX et HODGES

L'hypothèse de normalité de $P(X/C_k)$ n'étant pas vérifiée. Il s'agit d'estimer cette densité de probabilité. Pour cela on utilise la méthode des V

plus proches voisins. A chaque point x anonyme, on associe \sqrt{r} points qui lui sont les plus proches selon une distance d (distance de Mahalanobis). Soit n_{C_k} , le nombre de points parmi les r qui font partie de la classe C_k . On définit l'estimateur $\tilde{P}(x/C_k)$ comme étant :

$$\tilde{P}(x/C_k) = \frac{n_{C_k}}{\sqrt{r}}$$

b.) Classification non paramétrique

Cette classification ne presuppose pas l'existence de lois de probabilités suivies par les variables

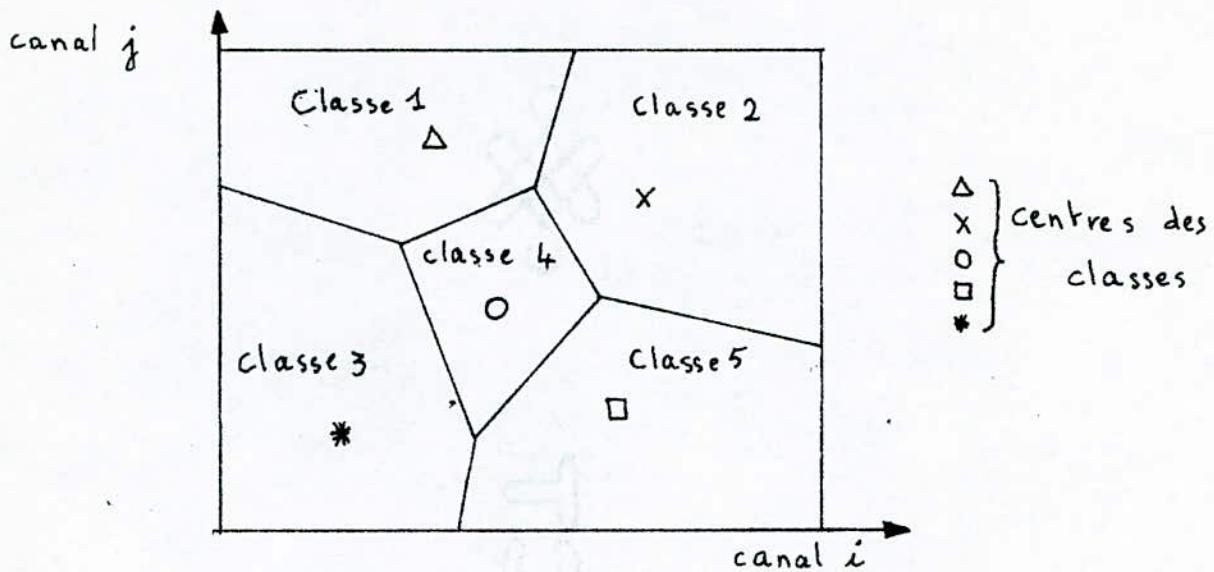
b.1) Méthode barycentrique

Cette méthode consiste à calculer la distance euclidienne des points à classer aux différents barycentres des k classes définies a priori et d'attribuer chacun de ces points à la classe qui lui est la plus proche.

La fonction discriminante est la distance euclidienne :

$$d^e: (a, B) \rightarrow (a - G_B)^T (a - G_B)$$

G_B = barycentre de B .



Forme des classes dans la méthode barycentrique.

b.2). Méthode de Sebestyen

On munit \mathbb{R}^n d'une distance adaptée pour chaque classe. On définit l'agrégation d'une classe ayant P éléments comme :

$$D^2 = \frac{1}{P(P-1)} \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P d^2(x_j, x_i)$$

Il s'agit par une méthode d'optimisation de trouver quelle est la distance (c'est à dire la matrice associée Q) qui minimise D^2 et d'utiliser comme critère d'affectation pour chaque classe la distance optimale correspondante.

b.3) Méthode elliptique

C'est le même principe que la méthode de Sebestyen. Seulement, la distance utilisée est supposée avoir une matrice associée diagonale.

Il s'agira donc toujours de trouver les critères optimaux qui minimisent le critère d'agrégation et utilise la distance associée comme critère d'affection.

b.4) L'analyse factorielle discriminante

La fonction discriminante utilisée est la distance définie par l'inverse de la matrice de covariance totale.

$$d^2(x, y_i) = (x - G_{y_i})^T T^{-1} (x - G_{y_i})$$

L'étude détaillée est faite dans le chapitre suivant.

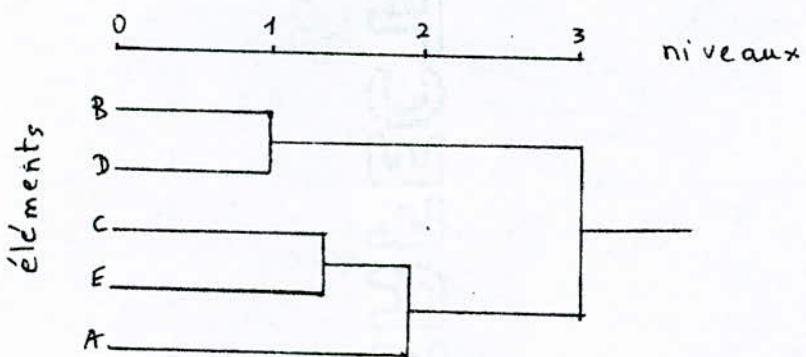
2- Classification non supervisée

Souvent, il n'est pas possible d'extraire les échantillons de la zone géographique à étudier. On utilise donc des méthodes non supervisées.

a). Méthode agrégative

Une matrice des coefficients de ressemblance entre tous les éléments d'image à classer est calculée sur la base des variables (canaux). Au départ, chaque élément d'image est supposé formé une classe à lui seul. Ensuite par un processus de fusions binaires successives, les classes les plus ressemblantes sont associées en nouvelles classes. À chaque fusion, le niveau de ressemblance des deux classes est mémoisé. Après chaque fusion, la matrice des coefficients de ressemblance est re-calculée.

Lorsque tous les éléments ont été regroupés en une seule classe, il est possible de visualiser le résultat de la classification sous forme d'une représentation arborescente qui donne une très bonne vision de l'historique de la classification.



Représentation arborescente de la méthode agrégative.

b.) Méthode des nuées dynamiques

L'extraction des échantillons de la scène à étudier n'étant pas possible, le problème revient à faire une reconnaissance de formes.

Soit E l'ensemble des points à classer, on choisit une partition arbitrairement formée d'échantillons appelés noyaux. On choisit une distance entre un pixel et le groupe de pixels définissant chaque classe.

On se donne une règle de choix (critère) des meilleurs pixels parmi tous ceux définissant une classe.

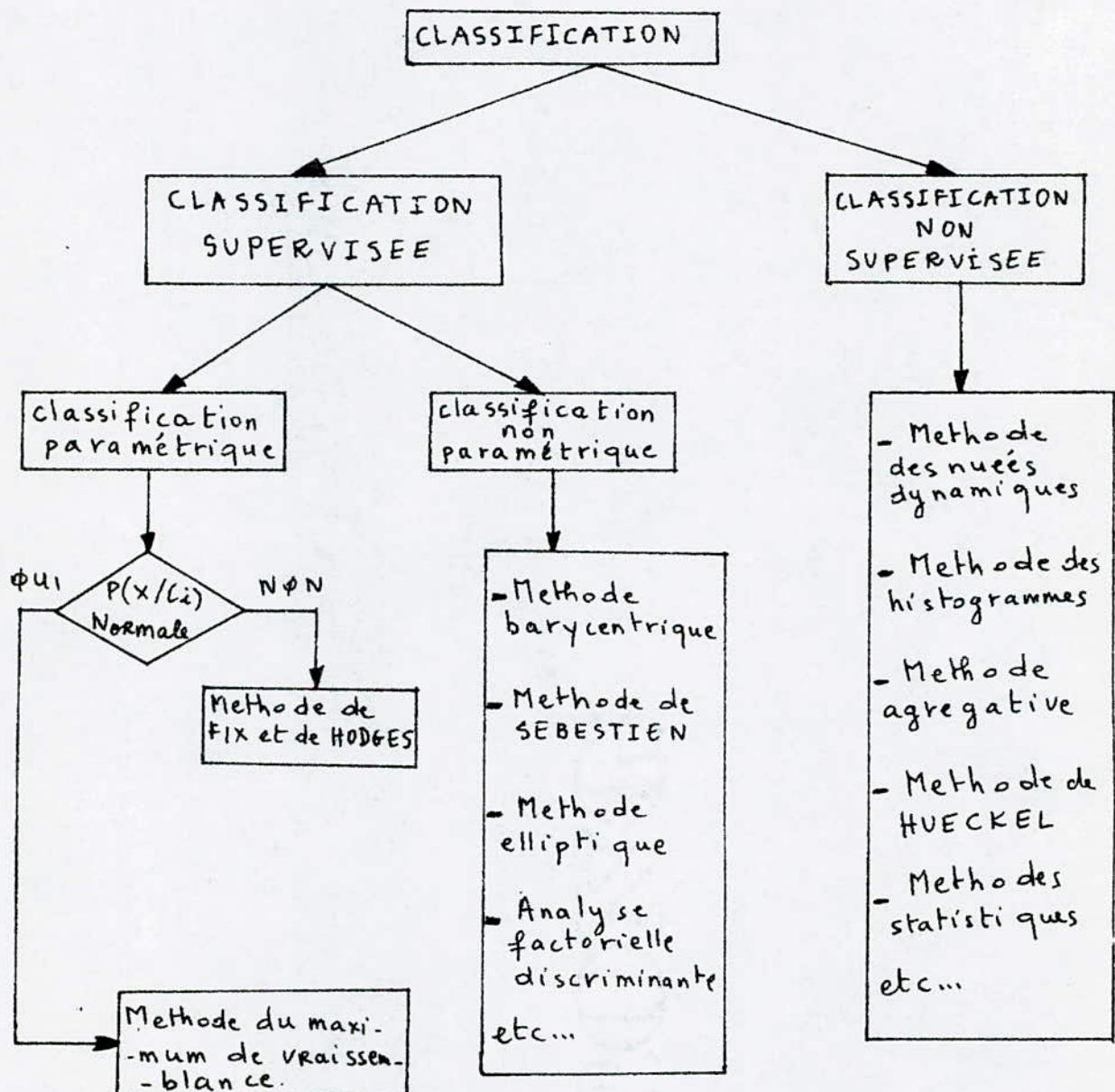
c.) Processus de reconnaissance de formes.

Ce processus est mis en application dans le domaine des traitements d'images faisant appel à des méthodes non supervisées. Il ne s'agit plus de faire une classification ou affectation de pixels par l'intermédiaire d'un discriminateur mais il s'agira de faire une détection de contours des zones plus ou moins homogènes ; Pour cela des méthodes existent et les principales sont :

- La méthode du gradient simple
- La méthode du gradient amélioré
- La méthode de Hueckel
- La méthode des histogrammes.

PRINCIPAUX TYPES DE CLASSIFICATION

MULTISPECTRALE



CHAPITRE III. ETUDE DETAILLEE DE DEUX TYPES DE CLASSIFICATION SUPERVISEE.

Le but de notre travail est de faire une classification supervisée à l'aide de deux méthodes différentes : La première, non paramétrique, méthode de l'analyse factorielle discriminante, la seconde, paramétrique, méthode du maximum de vraisemblance. Ceci nécessite une étude mathématique détaillée de ces deux méthodes : Ce sera le contenu de ce chapitre.

Avant d'aborder cette étude, donnons quelques définitions et notations

- Distance.

Soit Q une matrice carrée d'ordre N

Soit d une application de $\mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$ définie par :

$$d^2: (a, b) \rightarrow (a - b)^T Q (a - b)$$

Pour que l'application d soit une métrique c'est à dire une distance, il faut qu'elle vérifie les axiomes suivants : $\forall a, b, c \in \mathbb{R}^N$:

$$1 - d(a, b) \geq 0$$

$$2 - d(a, b) = 0 \Leftrightarrow a = b$$

$$3. d(a, b) = d(b, a)$$

$$4. d(a, c) \leq d(a, b) + d(b, c)$$

Les trois premières conditions impliquent que la matrice Q soit symétrique, définie positive:

d^2 est alors une forme quadratique définie positive de matrice associée Q .

- Si la matrice Q est la matrice identité, nous retrouvons la distance euclidienne usuelle:

$$d^2(a, b) = (a - b)^T (a - b)$$

- Moyenne - Covariance

Soit un ensemble de points x_i , $i=1, \dots, P$, on a:

$$M = E(x) = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P x_i$$

M , représente une moyenne, une espérance mathématique. De même on définit la covariance:

$$\sigma = E[(x - M)(x - M)^T]$$

- Fonctions discriminantes

Un ensemble d'échantillons E étant donné, celui-ci est classé en K groupes y_1, \dots, y_K . Les fonctions

discriminantes (appelées également discriminateurs) sont un dispositif servant à déterminer un critère d'appréciation de l'ensemble E , permettant la recherche du meilleur classement.

En supposant que les k classes sont disjointes et connexes, les fonctions discriminantes sont des applications g de $E \times \mathcal{P}(E)$ dans \mathbb{R}^+ telles que:

$$\forall k \in \{1, \dots, K\} = c, \forall x \in y_k, \forall j \neq k$$

$$g(x, y_k) \leq g(x, y_j)$$

I. CLASSIFICATION NON PARAMETRIQUE - ANALYSE FACTORIELLE DISCRIMINANTE.

1. Définition de la discrimination

Soit un ensemble d'individus répartis en plusieurs classes définies à priori. Soit un ensemble de variables mesurées sur chacun des individus. On se pose alors la question suivante : Ces variables permettent-elles de différencier les classes considérées, de discriminer entre les classes définies à priori ?

Tel est le problème général de la discrimination. Les buts d'une étude de discrimination peuvent être très différents. On distingue deux sortes de discrimination :

- Discrimination à but descriptif.
- Discrimination à but décisionnelle.

Etudions ces deux sortes de discrimination.

2. Discrimination à but descriptif.

Le but de cette discrimination, consiste à trouver quelques combinaisons linéaires des variables qui soient indépendantes entre elles, et qui permettent de caractériser les individus. A ces combinaisons linéaires appelées facteurs correspondent

des directions de \mathbb{R}^N , suivant lesquelles les individus sont les mieux différenciés.

a)- Notations et définitions

Soit un ensemble X de N individus x , sur lesquels on a mesuré P variables

X est divisé en K classes y

Y est l'ensemble des classes y

On a donc : $x \in X$ et $x \in y \in Y$.

Chaque individu x peut être considéré comme point ou vecteur de \mathbb{R}^P

A chacun des points x de X on affecte la masse

$$m_x = 1/N$$

On définit ainsi le nuage X : ensemble des points x de X affectés de leurs masses

La masse totale du nuage X vaut :

$$m_X = \sum \{ m_x \mid x \in X \} = 1$$

De même nous considérons le nuage y , dont la masse totale vaut :

$$m_y = \sum \{ m_x \mid x \in y \} = \frac{N_y}{N}$$

Le nuage y est l'ensemble des points y affectés des masses m_y . Le nuage y n'est donc que le

nuage X que l'on a regroupé par paquets correspondant aux différentes classes.

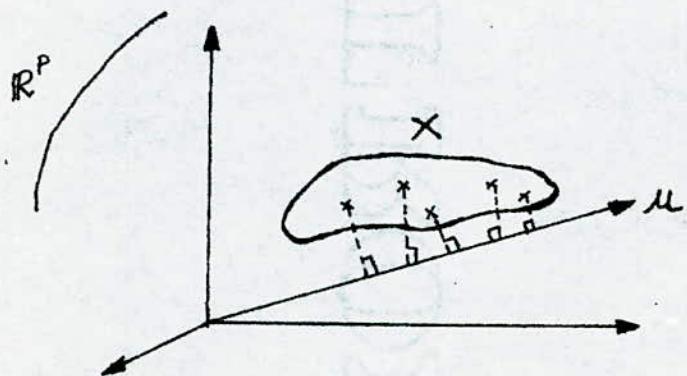
Ainsi le centre de gravité (ou point moyen) \bar{x} de X et le centre de gravité \bar{y} de Y coïncident:

$$\bar{x} = \sum \left\{ m_x \cdot x / x \in X \right\} = \sum \left\{ m_y \cdot y / y \in Y \right\} = \bar{y} = g$$

b.) variances totale, intra-classe, inter-classe

La notion de moyenne (en statistique) est analogue à celle du centre de gravité (en mécanique). De même, la variance d'un nuage n'est autre que le moment d'inertie d'un système mécanique

Etant donné une certaine direction définie par un vecteur u dans \mathbb{R}^P , on définit la variance de u pour X , comme étant l'inertie de la projection orthogonale du nuage X sur u .



Projection orthogonale du nuage X sur u .

Cette quantité sera appelée variance totale de u , parce que l'on considère la totalité des individus de X

$$V_x(u) = \sum \left\{ m_x \cdot u(x-\bar{x})^2 / x \in X \right\} : \underline{\text{variance totale}}$$

De même, on définit les quantités

$$V_y(u) = \sum \left\{ m_y \cdot u(y-\bar{y})^2 / y \in Y \right\} : \underline{\text{variance inter-classe}}$$

$$\sum \left\{ V_y(u) / y \in Y \right\} : \underline{\text{variance intra-classe}}$$

$$\text{avec } V_y(u) = \sum \left\{ m_x \cdot u(x-y)^2 / x \in y \right\}.$$

Les 3 quantités $V_x(u)$, $V_y(u)$, $V_z(u)$ sont les moments d'inertie de chacun des 3 nuages X, Y, Z par rapport à leurs centres de gravité respectifs, le long de la direction u .

La quantité $u(x-\bar{x})$ désigne le produit scalaire du vecteur u par le vecteur $(x-\bar{x})$, et $u(x-\bar{x})^2$ le carré de ce scalaire.

Ainsi u est une forme linéaire définie sur \mathbb{R}^P . Un théorème classique en mécanique, le théorème de Huygens, appliqué au nuage X nous permet d'écrire :

$$V_x(u) = \sum \left\{ V_y(u) / y \in Y \right\} + V_y(u)$$

Ceci exprime le fait que l'inertie d'un ensemble de sous ensembles de points pesants, par rapport à son centre de gravité, est égale à la somme des inerties de chacun des sous ensembles par rapport à leurs centres de gravité respectifs augmentée de l'inertie, par rapport au centre de gravité global, de l'ensemble des masses, de chaque sous ensemble supposées concentrées aux centres de gravité respectifs.

c) Notations développées

Nous avons défini précédemment la variance d'une forme linéaire u , c'est à dire relative à une certaine direction dans \mathbb{R}^P .

Si nous considérons maintenant l'ensemble des P variables, on définit alors la matrice de covariance dont les termes diagonaux seront les variances relatives à chacune des P variables et dont les termes non diagonaux seront les covariances relatives à un couple de variables.

De même que nous avons défini 3 notions de variance, relatives aux nuages X , Y et Y ; de même allons-nous définir 3 types de matrices de covariance, qui seront chacune carrées d'ordre P .

* Matrice de covariance totale T:

C'est la matrice de terme général t_{ij} , avec:
 $i = 1, \dots, p$
 $j = 1, \dots, p$

$$t_{ij} = \frac{1}{N} \sum \left\{ (x_i - g_i)(x_j - g_j) / x \in X \right\}.$$

* Matrice de covariance intra-classe D:

C'est la matrice de terme général d_{ij} , avec:
 $i = 1, \dots, p$
 $j = 1, \dots, p$

$$d_{ij} = \frac{1}{N} \sum \left\{ \sum \left\{ (x_i - y_i)(x_j - y_j) / x \in y \right\} / y \in Y \right\}.$$

* Matrice de covariance inter-classe E:

C'est la matrice de terme général e_{ij} , avec:
 $i = 1, \dots, p$
 $j = 1, \dots, p$

$$e_{ij} = \sum \left\{ \frac{N_y}{N} (y_i - g_i)(y_j - g_j) / y \in Y \right\}$$

Le théorème de Huygens nous permet d'écrire l'égalité matricielle:

$$T = D + E \quad (1)$$

Soit μ une forme linéaire définie sur \mathbb{R}^P , donnons en fonction de T, D, E les valeurs des variances totale, intra-classe et inter-classe de μ . Il vient (en notant μ^t = transposée de μ):

$$V_x(\mu) = \mu^T \mu^t$$

$(1,P) (P,P) (P,1)$

$$\sum \{ V_y(\mu) / y \in Y \} = \mu^D \mu^t$$

$$V_y(\mu) = \mu^E \mu^t$$

La relation (1) nous donne:

$$\mu^T \mu^t = \mu^D \mu^t + \mu^E \mu^t.$$

d-) Recherche des axes factoriels discriminants

Dans ce paragraphe, on déterminera l'axe factoriel ou la forme linéaire μ qui discrimine au mieux, non pas l'ensemble des individus de X , mais l'ensemble Y des classes d'individus de X : il est clair que la discrimination sera d'autant plus aisée que les classes seront éloignées les unes des autres et que les individus d'une même classe seront proches. Autrement dit, il faut que la variance inter-classe soit "grande"

et que la variance intra-classe soit "petite".

Aussi, le premier axe factoriel discriminant u_1 sera l'élément u qui maximise le rapport de la variance inter-classe de u à la variance intra-classe de u .

Le problème se formule ainsi :

$$\text{maximiser } \frac{u^T E u^t}{u^T D u^t}$$

De fait, puisque :

$$u^T E u^t + u^T D u^t = u^T T u^t,$$

on a les équivalences suivantes :

$$\text{maximiser } \frac{u^T E u^t}{u^T D u^t} \leftrightarrow \text{minimiser } \frac{u^T D u^t}{u^T E u^t} \leftrightarrow$$

$$\text{minimiser } \frac{u^T D u^t}{u^T E u^t} + 1 \leftrightarrow \text{minimiser } \frac{u^T D u^t + u^T E u^t}{u^T E u^t} \leftrightarrow$$

$$\text{minimiser } \frac{u^T T u^t}{u^T E u^t} \leftrightarrow \text{maximiser } \frac{u^T E u^t}{u^T T u^t}$$

Nous sommes donc ramenés au problème équivalent :

$$\text{maximiser } \frac{u^T E u^t}{u^T T u^t}$$

Solution du problème.

La solution de ce problème utilise les multiplicateurs de Lagrange.

On a donc à maximiser $u^T E u^t$ avec la contrainte suivante:
 $u^T u^t = \text{constante}$

Soit λ le multiplicateur de Lagrange on a :

$$\frac{\partial}{\partial u^t} [u^T E u^t - \lambda u^T u^t] = 0$$

$$2E u^t - 2\lambda T u^t = 0 \Rightarrow E u^t = \lambda T u^t$$

et si T est inversible :

$$T^{-1} E u^t = \lambda u^t$$

u^t est donc vecteur propre de $T^{-1} E$ (rappelons que u^t est un vecteur colonne).

Si l'on multiplie les 2 membres de l'équation qui précède par u^t à gauche, il vient :

$$u^T E u^t = \lambda u^T T u^t \Rightarrow \lambda = \frac{u^T E u^t}{u^T T u^t}$$

λ est justement la quantité que l'on désire maximiser.

Le premier axe factoriel discriminant u_1 est donc le vecteur propre de $T^{-1}E$ correspondant à la plus grande valeur propre.

De même, on définit le deuxième axe factoriel discriminant u_2 , deuxième vecteur propre de $T^{-1}E$ et donc orthogonal à u_1 , qui constitue le meilleur facteur discriminant qui soit indépendant du premier.

On appelle pouvoir discriminant de la forme linéaire u_1 (ou de l'axe factoriel u_1) la quantité λ_1 .

En résumé, les axes factoriels sont donc les vecteurs propres du produit matriciel $T^{-1}E$ correspondant aux valeurs propres prises dans l'ordre décroissant. Ces valeurs propres sont toutes positives et inférieures ou égales à 1, et leur valeur est un indice du pouvoir discriminant de l'axe factoriel considéré : sa valeur est d'autant plus grande (proche de 1) que la discrimination est satisfaisante.

Ainsi, le problème de la discrimination à but descriptif étant résolu, c'est à dire que la discrimination entre les classes étant réalisée, étudions maintenant, la discrimination à but décisionnel qui en est une conséquence logique.

c) Discrimination à but décisionnel

Dans ce cas de discrimination, on doit prendre une décision : un individu se présente à nous, on connaît les valeurs d'un ensemble de variables mesurées sur lui, et l'on sait (ou l'on suppose) que cet individu appartient à une parmi plusieurs classes définies a priori, on veut alors affecter l'individu à l'une de ces classes : il s'agit d'identifier la classe de l'individu.

Pour caractériser ces classes, ou du moins pour les différencier les unes par rapport aux autres, il faut évidemment disposer d'échantillons d'individus pour chacune d'elles, et avoir mesuré un même ensemble de variables sur chacun d'eux.

La discrimination à but décisionnel est donc une deuxième étape succédant nécessairement à la première étape de discrimination descriptive.

c.1) Notations - Définition de la métrique

La forme quadratique variance totale $u^T u^t$ est définie positive, elle définit donc sur \mathbb{R}^p une structure euclidienne, le produit scalaire associé étant défini par la matrice inverse T^{-1} .

Dès lors, la distance entre 2 points x_1 et x_2 de \mathbb{R}^p sera:

$$d(x_1, x_2) = (x_1 - x_2)^T T^{-1} (x_1 - x_2)$$

Nous avons appelé jusqu'à présent x les individus représentés par des vecteurs de \mathbb{R}^p , dont nous disposons dans les échantillons initiaux correspondant aux différents groupes.

Pour le problème d'identification, nous disposons d'un nouvel individu "anonyme", désigné par la lettre a , lui aussi correspondant à un vecteur de \mathbb{R}^p , de coordonnées a_1, \dots, a_p .

c.2)- Définition de la procédure

Etant donné un nouvel individu a , nous voulons savoir à quelle classe il appartient. Nous supposerons que l'individu a considéré appartient sûrement à l'une des classes définies initialement.

Nous allons donc chercher une partition de \mathbb{R}^p en k régions correspondant aux k classes: nous calculons la distance, pour la métrique T^{-1} , de a au centre y de la classe y .

$$d(a, y) = (a - y)^T T^{-1} (a - y)$$

puis nous décidons d'affecter a à la classe y_0 telle que :

$$d(a, y_0) = \min \{ d(a, y) \mid y \in Y \}$$

Les quantités $d(a, y)$ définies ci dessus sont des fonctions quadratiques de a , mais elles ont toutes en commun le terme carré, $a^T T^{-1} a$; on pourra donc comparer les fonctions linéaires de a , relatives à chaque groupe y :

$$\begin{aligned} V_y(a) &= d(a, y) - a^T T^{-1} a \\ &= -2 y^T T^{-1} a + y^T T^{-1} y \end{aligned}$$

soit :

$$V_y(a) = y^T T^{-1} (y - 2a)$$

Dans ces conditions, la règle de décision définie précédemment devient: on décide d'affecter a à la classe y_0 telle que:

$$V_0(a) = \min \{ V_y(a) \mid y \in Y \}$$

II. CLASSIFICATION PARAMETRIQUE - METHODE DU MAXIMUM DE VRAISSEMBLANCE.

1. Introduction

Pour la classification paramétrique, la fonction discriminante est définie statistiquement.

Plus précisément, dans la méthode du maximum de vraisemblance, cette fonction est une densité de probabilité multinormale.

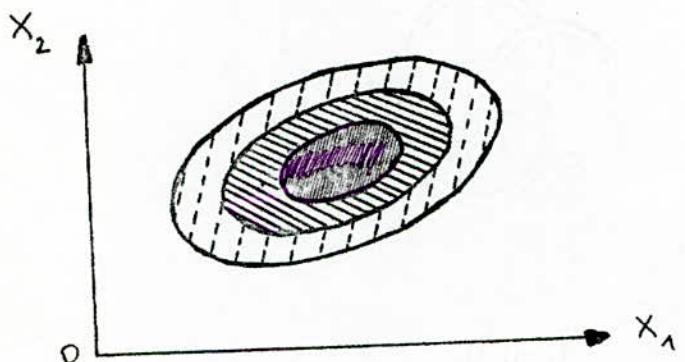
Nous allons définir la loi de probabilité normale pour un ensemble de N variables, c'est à dire, pour une variable aléatoire multidimensionnelle.

Cette loi de probabilité peut être définie par la densité de probabilité, fonction indiquant, suivant les valeurs de X (variable vectorielle, à N dimensions), la plus ou moins grande probabilité d'apparition de la valeur de X considérée.

Ainsi, dans le cas d'une variable aléatoire à 2 dimensions, on peut indiquer dans le plan par des zones plus ou moins sombres les régions du plan correspondant aux valeurs de X plus ou moins probables.

Dans le cas d'une loi normale, les valeurs

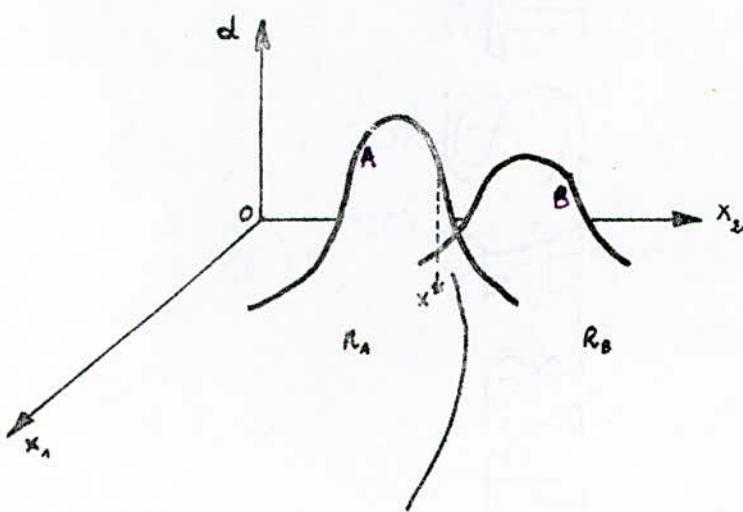
de la densité de probabilité $f(x)$ vont en décroissant (de façon symétrique) à partir d'un point où la densité est maxima: cette décroissance est telle que les points équiprobables se trouvent successivement sur des ellipses de plus en plus grandes centrées au point de densité maxima.



Densité de probabilité d'une loi de LAPLACE-GAUSS (normale) à 2 dimensions.

De fait la loi normale est telle que la densité de probabilité décroît de façon continue à partir du centre, de sorte qu'il faut s'imaginer, lorsque l'on considère la figure ci dessus qu'il y a une succession de couronnes ellipsoïdales très minces correspondant à des probabilités de plus en plus faibles. Considérons le cas de 2 classes A et B

et de 2 variables. Les densités de probabilité relatives à chacune de ces 2 classes peuvent se présenter par 2 surfaces en forme de cloche



Lois de probabilité normales pour
2 classes A et B.

Il est alors naturel d'adopter la méthode de classement suivante: on affecte un nouvel individu x à la classe pour laquelle la densité de probabilité de x est la plus forte, c'est à dire, à la classe pour laquelle la probabilité à posteriori

d'obtenir la valeur considérée est la plus grande. Ainsi, le point x sur la figure précédente sera affecté à la classe A puisque sa côte sur la cloche A est plus élevée que sur la cloche B.

Dans le cas particulier du maximum de vraisemblance, déterminons cette fonction, c'est à dire le critère d'affectation d'un vecteur x à une classe C_k .

2. Hypothèses et notations

$P(C_k)$ = Probabilité de l'événement : une classe C_k existe.

$P(x/C_k)$ = étant donné une classe C_k , c'est la probabilité conditionnelle que le vecteur x appartienne à cette classe.

$P(C_k/x)$ = étant donné un vecteur x , c'est la probabilité conditionnelle que la classe C_k contienne x .

$P(x)$ = probabilité de l'événement : le vecteur x existe.

3. Détermination du critère d'affectation

Règle de Bayes :

$$P(C_k/x) = \frac{P(x/C_k) \cdot P(C_k)}{P(x)}$$

Critère de Bayes :

Etant donné un vecteur X , il appartiendra à la classe C_k si :

$$\forall j, P(C_k/x) > P(C_j/x)$$

En d'autres termes, la classe C_k a le plus de chance (au sens de la probabilité) de contenir le vecteur X .

En utilisant la règle de Bayes on aura :

$$P(C_k/x) > P(C_j/x) \Leftrightarrow \frac{P(x/C_k) \cdot P(C_k)}{P(x)} > \frac{P(x/C_j) \cdot P(C_j)}{P(x)}$$

après simplification, on obtient :

$$P(x/C_k) \cdot P(C_k) > P(x/C_j) \cdot P(C_j)$$

En pratique, il est très difficile d'estimer les probabilités à priori d'occurrence $P(C_k)$. Aussi, nous faisons l'hypothèse des classes équiprobables. Nous aurons alors :

$$\forall j, P(X/C_k) > P(X/C_j).$$

On a établi la fonction discriminante de la méthode du maximum de vraisemblance.

En classification automatique supervisée, on s'intéresse aux distributions conditionnelles $P(X/C_k)$ données par notre connaissance à priori d'une correcte classification des échantillons.

Dans le cas d'une densité de probabilité normale, les distributions s'écrivent :

$$P(X/C_k) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} \det(\Sigma_k)^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (X - M_k) \Sigma_k^{-1} (X - M_k) \right]$$

Dans le cas du satellite "Landsat" :

$N=4$ = nombre de canaux

Un pixel aura donc 4 composantes : $X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}$

M_{jk} = moyenne pour une classe k suivant le canal j

$$M_{jk} = \frac{1}{\text{Card } C_k} \sum_{i=1}^{i_{\max}} X_{ki}$$

Σ_k = matrice de covariance. Son terme général pour une classe donnée est:

$$\sigma^2_{j_1, j_2} = \frac{1}{\text{Card } C_k} \sum_{i=1}^{\text{Card } C_k} [(X - M_{j_1, k})(X - M_{j_2, k})]$$

j_1, j_2 = indice des canaux

$$j_1 = 1, \dots, 4$$

$$j_2 = 1, \dots, 4$$

i = indice des pixels (points)

k = indice des classes

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11}^2 & \sigma_{12}^2 & \sigma_{13}^2 & \sigma_{14}^2 \\ \sigma_{21}^2 & \sigma_{22}^2 & \sigma_{23}^2 & \sigma_{24}^2 \\ \sigma_{31}^2 & \sigma_{32}^2 & \sigma_{33}^2 & \sigma_{34}^2 \\ \sigma_{41}^2 & \sigma_{42}^2 & \sigma_{43}^2 & \sigma_{44}^2 \end{pmatrix}$$

Les composantes X_i des pixels sont positives (elles varient de 1 à 256). Donc Σ

est une matrice réelle, symétrique, définie positive. Soit :

$$f(x, C_k) = P(x/C_k) = (2\pi)^{-\frac{N}{2}} \cdot (\det \Sigma_k)^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - M_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - M_k) \right]$$

$$h(x, C_k) = \ln P(x/C_k) = \ln \left\{ (2\pi)^{-\frac{N}{2}} \cdot (\det \Sigma_k)^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - M_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - M_k) \right] \right\}$$

Pour raison de simplification, on prend la deuxième forme.

$$h(x, C_k) = -\frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln(\det \Sigma_k) - \frac{1}{2} [(x - M_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - M_k)]$$

$(-\frac{N}{2} \ln 2\pi)$ est indépendant de k , d'où une nouvelle fonction

$$g(x, C_k) = -\frac{1}{2} \ln(\det \Sigma_k) - \frac{1}{2} [(x - M_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - M_k)]$$

Le critère d'affection d'un point x à une classe k sera donc :

$$\forall j \in \{1, \dots, k_{\max}\} \quad g(x, C_k) > g(x, C_j)$$

En remplaçant g par l'expression ci-dessus :

$$-\frac{1}{2} \ln(\det \Sigma_k) - \frac{1}{2} [(x - M_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - M_k)] > -\frac{1}{2} \ln(\det \Sigma_j)$$

$$-\frac{1}{2} [(x - M_j)^T \Sigma_j^{-1} (x - M_j)]$$

Après simplification, on obtient:

$$\ln(\det \Sigma_k) + (x - M_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - M_k) < \ln(\det \Sigma_j) + (x - M_j)^T \Sigma_j^{-1} (x - M_j)$$

CHAPITRE IV. DESCRIPTION ET ARCHITECTURE DES PROGRAMMES.

Dans ce chapitre nous allons donner une description des deux programmes utilisés. Ces deux programmes sont relatifs aux deux méthodes étudiées dans le chapitre III.

Nous avons utilisé le Langage FORTRAN IV (relatif à l'ordinateur MITRA 125).

Chaque programme est composé d'un programme principal et de plusieurs sous-programmes.

- Le programme principal est chargé essentiellement d'effectuer les opérations d'entrées-sorties: lecture des paramètres (nombre de canaux, de classes, etc...) et des échantillons, écriture sur imprimante.

- Les sous programmes sont chargés d'effectuer une partie spécifique des calculs. Les listes correspondantes comportent au début des commentaires indiquant leurs fonctions ainsi que les données nécessaires. D'autres commentaires sont insérés à l'intérieur de ces sous-programmes

et explicitent certains détails de calculs afin d'aider l'utilisateur à comprendre les différentes étapes des programmes.

Certains sous-programmes sont commun aux deux programmes ; c'est le cas des sous-programmes DISK, DETIN, NUM, PEINTR, CHARGE.

I. PROGRAMME "FACTOR" - ANALYSE FACTORIELLE DISCRIMINANTE.

Ce programme est relatif au classement par la méthode factorielle discriminante. Il est composé d'un programme principal faisant les opérations d'entrée-sortie :

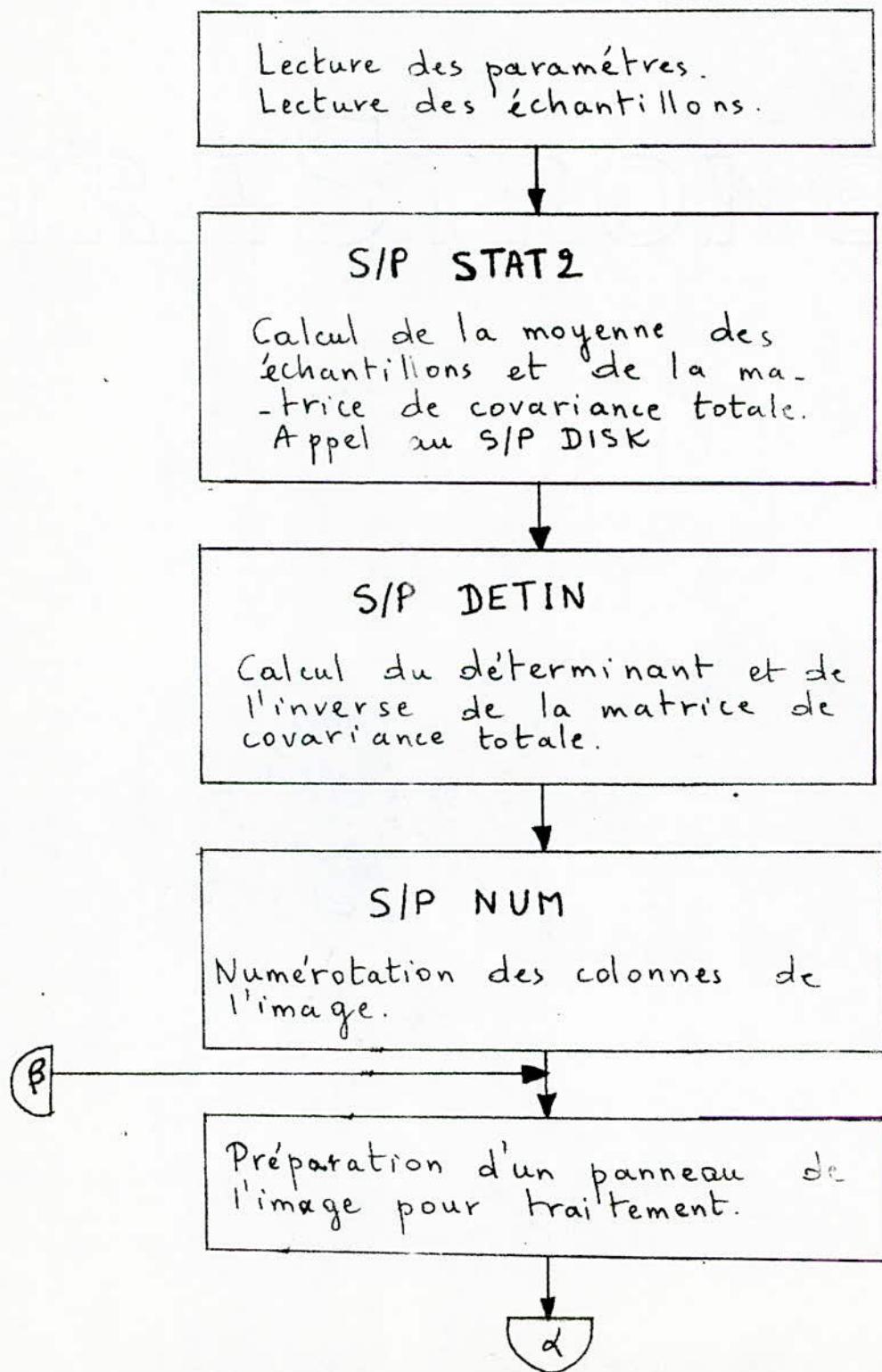
- lecture des échantillons
- lecture du nombre maximum de classes
- choix des canaux à traiter
- Mise en page de l'image et impression des résultats sur imprimante

Il est composé de plusieurs sous programmes exécutant des tâches spécifiques.

Sous programme STAT 2

C'est le premier sous programme auquel fait appel le programme principal "FACTOR". Ce sous

ORGANIGRAMME DU PROGRAMME 'FACTØR'
ANALYSE FACTØRIELLE DISCRIMINANTE



(α)

S/P CHARGE

Chargement d' $1/4$ de ligne
de l'image pour traitement
point par point.

S/P DISTAN

Calcul de la distance mini-
mum d'un point à une
classe donnée et affecta-
tion de ce point à sa
classe.

S/P PEINTR

Impression des résultats par
 $1/4$ de ligne d'image et
numérotation des lignes

(β)

STOP & END

programme fait un calcul statistique. Il calcule le centre de gravité de chaque classe "M_Y" puis le centre de gravité de toute la classe "MOYEN" et finalement la matrice de covariance totale relative à l'ensemble des classes. Ce sous-programme fait deux fois appel au sous programme DISK.

Sous-programme DISTAN

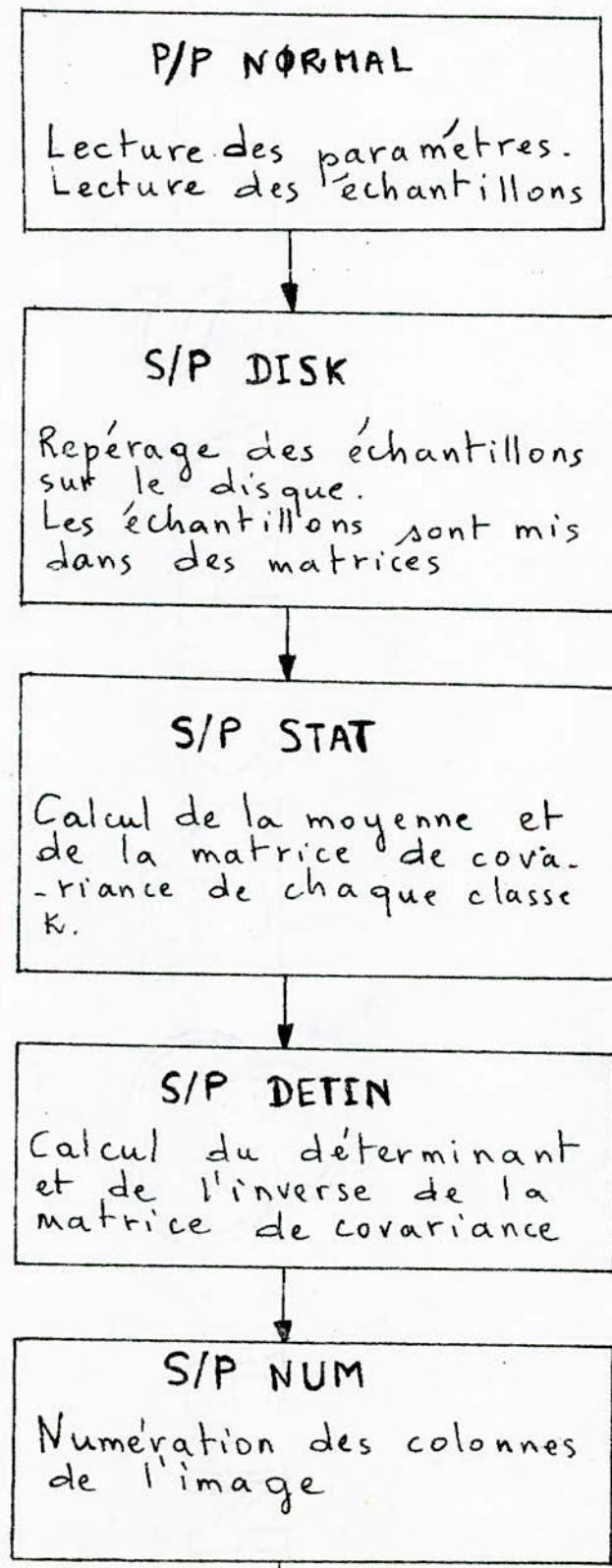
C'est un sous-programme spécifique au programme "FACTOR". Ce sous programme calcule la distance d'un point à une classe donnée de l'image suivant la métrique définie par l'inverse de la matrice de covariance. Puis il affecte ce point à la classe k₀ pour laquelle la distance point-classe est minimale

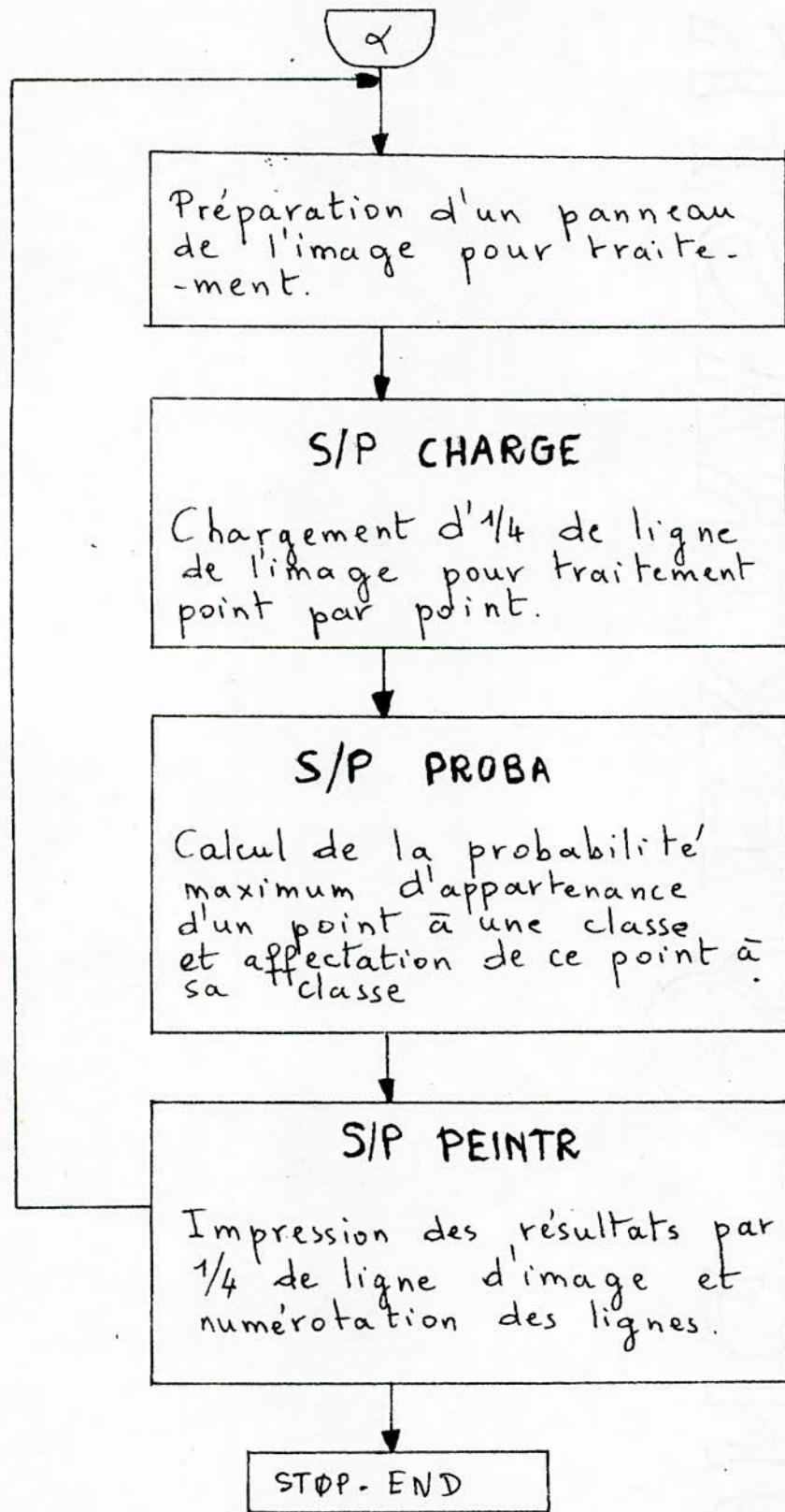
II PROGRAMME "NORMAL" - METHODE DU MAXIMUM DE VRAISSEMBLANCE

Ce programme est relatif au classement par la méthode du maximum de vraisemblance. Il est composé d'un programme principal faisant les opérations d'entrées-sorties :

- Lecture des échantillons
- Lecture du nombre maximum de classes.
- choix des canaux à traiter.

ORGANIGRAMME DU PROGRAMME "NORMAL"
CLASSIFICATION PARAMETRIQUE SOUS LOIS
NORMALES.





- Mise en page de l'image et impression des résultats sur imprimante.

Il est composé de plusieurs sous programmes exécutant des tâches spécifiques

sous-programme STAT

C'est un sous-programme de calcul statistique. Il calcule les paramètres de la loi multinormale de Laplace-Gauss : les vecteurs moyenne de chaque classe $E(\cdot, k)$, et les matrices variances-covariances entre variables (canaux) $\text{cov}(\cdot, \cdot)$

Sous-programme PROBA

Ce sous programme calcule la probabilité maximale d'affectation d'un point à une classe donnée et affecte ce point à sa classe k_0 . Il présente en sortie un vecteur classé que l'on pourra imprimer en caractères numériques ou alpha-numériques suivant le désir de l'utilisateur.

Sous-programmes communs aux deux méthodes

Sous-programme DISK

Ce sous programme fait une opération

de mise en forme des échantillons lus sur le périphérique du MITRA 125. En entrée lui sont communiquées la première et la dernière ligne ainsi que la première et la dernière colonne d'un échantillon prélevé sur une image compressée 128×128 .

En sortie il présente l'échantillon sous forme de matrice $\times (., 4)$ de . points suivant les 4 canaux.

Il calcule en outre le nombre de points de l'échantillon.

Sous-programme NUM

C'est un sous-programme de mise en page et de numérotation des colonnes de l'image pour la facilité de son utilisation antérieure. Les numéros des colonnes se lisent de haut en bas ; exemple : 1^{ere} colonne $\begin{smallmatrix} 0 \\ 1 \end{smallmatrix}$; dernière colonne $\begin{smallmatrix} 5 \\ 2 \end{smallmatrix}$.

Sous-programme DETIN

Suivant le nombre de canaux on fait appel à DETIN2 ou DETIN3. Ce sont deux sous-programmes qui calculent le déterminant d'une matrice carré et l'inverse de cette matrice. Dans chacun de ces sous-programmes existe un

test sur le déterminant. Si ce dernier est nul, un message est envoyé à l'ordinateur indiquant le numéro de l'échantillon à changer; bien entendu, l'inversion de la matrice étant impossible, le problème de la classification s'arrête à ce niveau.

Sous-programme CHARGE

Pour le traitement des points de l'image, on a besoin de faire entrer ces derniers du périphérique (disque) à la mémoire centrale. Malheureusement la capacité du Mitra 125 étant très limitée, on a opté de faire des transferts par paquets de 128 points (un secteur du disque). C'est le sous-programme CHARGE qui effectue cette opération; il présente en sortie une matrice $Y(128, 4)$ correspondant à 1/4 de l'image suivant les 4 canaux.

Sous-programme PEINTR

Ce sous programme sert uniquement à impressionner les résultats sur l'imprimante en choisissant des caractères alpha-numériques

correspondant à chaque classe, donnant ainsi à l'image un relief suivant les tons de gris choisis.

Ce sous programme numérote aussi les lignes de l'image, la numérotation est de gauche à droite : exemple, la 1^{re} ligne est 001
la dernière ligne est 512.

Remarque :

* Un point quelconque de l'image est défini par ces coordonnées :

Numéro de ligne → S/P PEINTR.

Numéro de colonne → S/P NUM.

* Nous avons utilisé en outre 2 sous-programmes existant au niveau du Laboratoire de Télédétection

- Le S/P "SORTIE" donnant une image compressée de 128 * 128 (Le quart de l'image réelle) sur laquelle nous repérons les échantillons

- Le S/P "HISTO" donnant le diagramme des fréquences des tons de gris de l'image.
Ces 2 sous-programmes ne sont applicables que pour un canal.

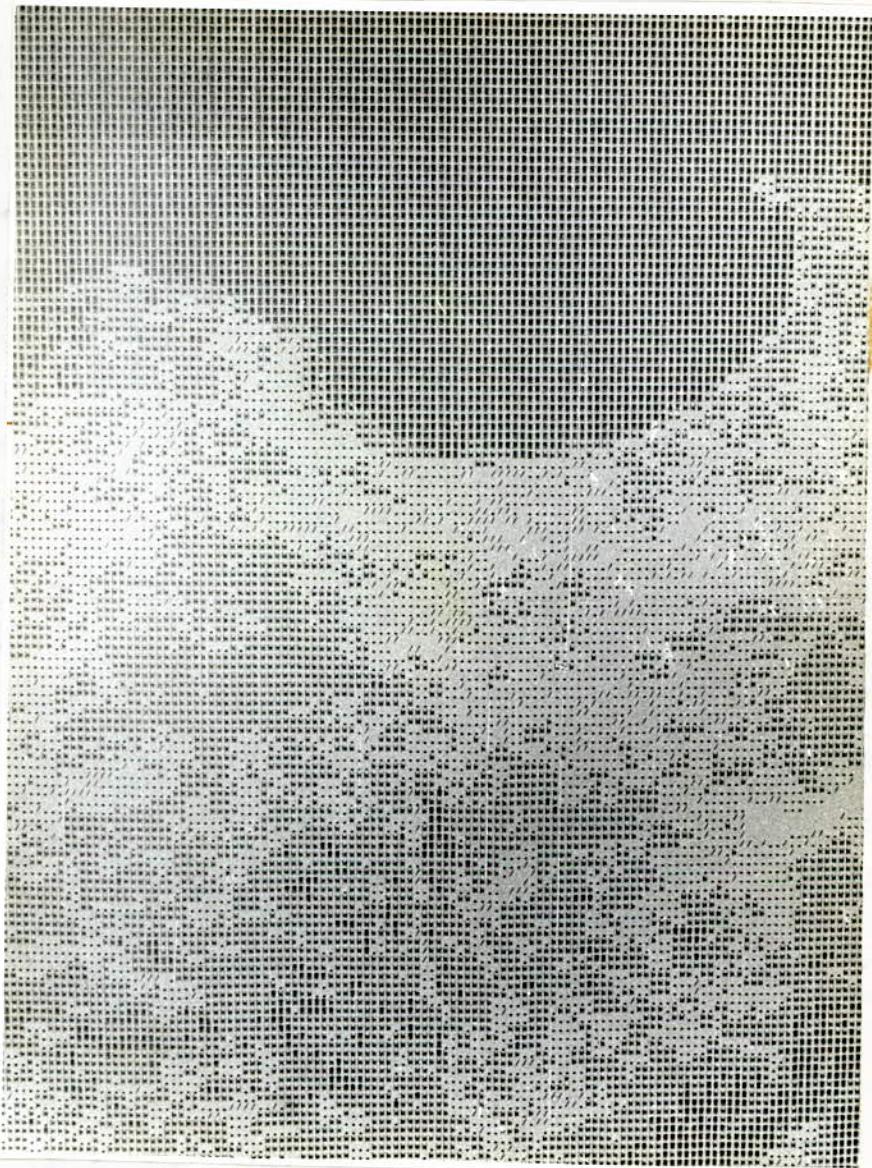


Image compressée - Canal 7.

the same time, the number of species per genus was significantly higher than expected by chance.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

The results of the analysis of variance of the species-area relationship are shown in Table 1. The effect of the area of the sample plots was significant.

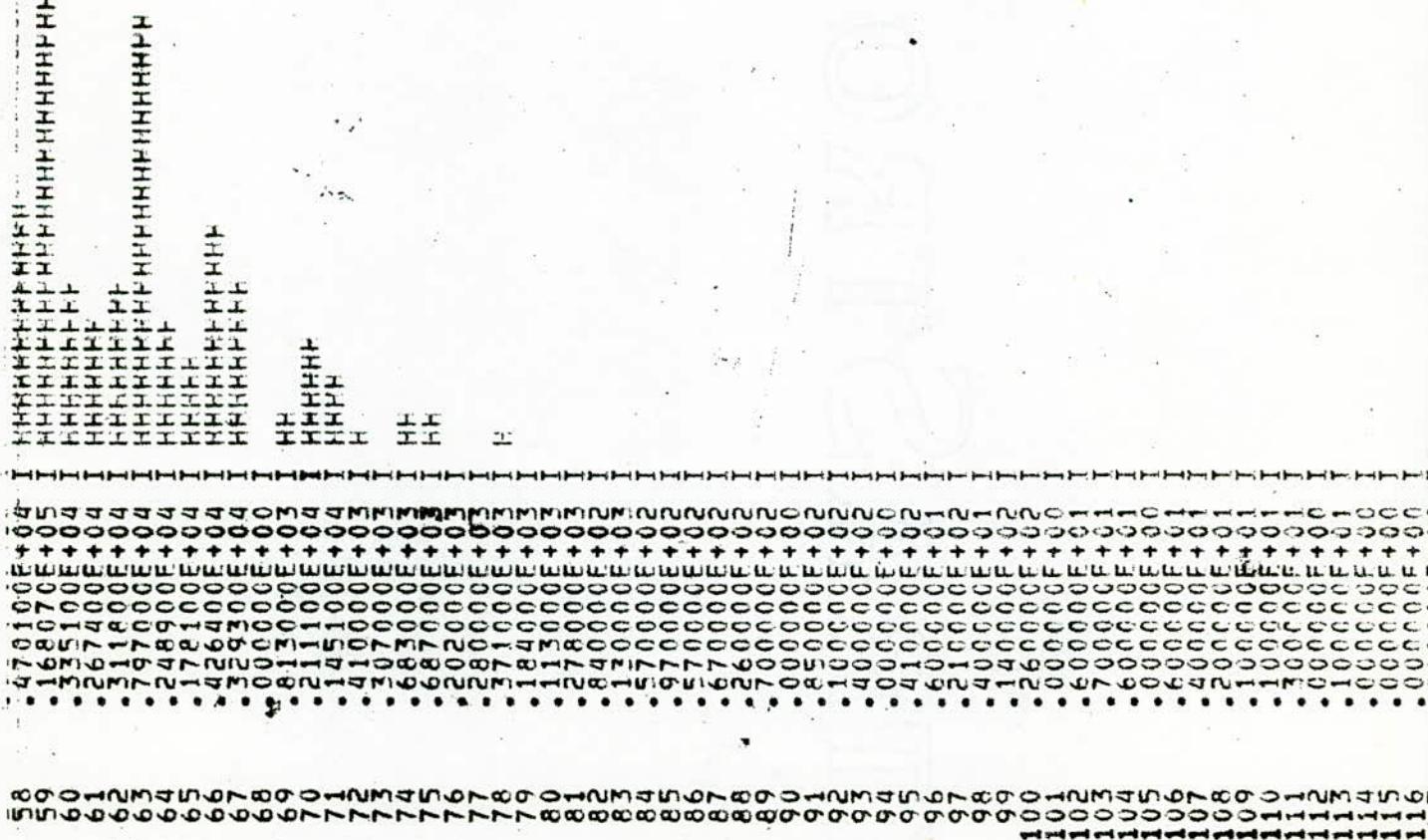
LE TON DE GRIS MAXIMUM EST: 125

LE TON DE GRIS MINIMUM EST: 0

HISTOGRAMME DES FREQUENCES

CANAL 7

UN H REPRESENTE 341 VALEURS



CHAPITRE II. INTERPRETATION DES RESULTATS.

Présentation de la zone d'études

La zone d'étude est un rectangle de 512 * 512 pixels correspondant à une surface de 40,5 km * 28,5 km. Elle comprend :

- Au Nord, la mer et la baie d'Alger.
- Au Nord Est, la région de La Marsa (Jau. Bart)
- Au Nord Ouest Baïnem.
- Au Centre, le bourellet Sahélien.
- Au Sud, la plaine de la Mitidja.
- A l'extrême Sud-Est, les 1^{er} contreforts de l'Atlas Blideen.

Cette scène a été prise lors du passage du Satellite Landsat au dessus de L'ALGERIE le 30 Septembre 1979 à 9 heures 45 mn environ.

A cette heure, le soleil est assez bas sur l'horizon et il existe un phénomène caractéristique d'éclaircissement de la région. Les versants Sud-Est sont pleinement éclairés alors que les versants Nord-Ouest sont dans l'ombre.

Présentation des résultats

Le premier contraste qui apparaît est le contraste terre-Mer.

La mer ressort en surface uniforme, c'est une classe très homogène.

A l'intérieur des terres, on peut distinguer plusieurs zones (classes):

- Des zones très claires, essentiellement dues à la forte réflectance:

* Les versants Sud-Est, pleinement éclairés par le soleil levant, c'est le cas:

- + Du Djebel Zerrouala à l'Est
- + Des contreforts de l'Atlas Blidéen au Sud Est
- + Du Bourrelet Sahélien au centre

* Les grandes concentrations de Béton, c'est le cas de :

+ De l'aéroport de DAR.EL.BEIDA, où les pistes d'atterissage et les bâtiments se détachent nettement.

* Les jachères nues (terre laissée en friche)

+ De l'université de BAB. EZZOUAR

- * Des plages, où la forte réflectance est liée à la présence du quartz
- * Des lits d'oueds déssechés, c'est le cas de:
 - + L'Oued El Harrach qui prend sa source dans l'Atlas Blidéen au Sud, et qui déverse ses eaux usées dans la Baie.
 - + L'Oued Djemmaâ, venant du Sud-Est et rejoignant l'Oued El Harrach au niveau de Baba-Ali.
- Des zones très sombres de faible réflectance essentiellement dues:
 - * Aux forêts, c'est le cas de la forêt de Baïnem qui apparaît comme une classe homogène au Nord-Ouest.
 - * Aux vergers d'agrumes, comme ceux bordant l'Oued El Harrach
 - * Aux zones d'ombre des versants Nord-Ouest

- Des zones grises, de réflectance moyenne, essentiellement dues

* A la terre nue ou labouée

* Aux zones d'ombre, et c'est le cas des tranchées par feu principales de la forêt de Baïnem qui apparaissent nettement en forme d'un Y "couché"

Il est à remarquer que le contour de la côte est parfaitement défini ; le tracé est très proche de la réalité. On distingue nettement :

* Raïs Hammidou à l'Ouest

* Bordj-EI-Bahri à l'Est

* Les îles de la côte algéroise. On peut reconnaître facilement :

+ Les deux Rochers (deux îlots) à l'ouest

+ Les îles Sandja à l'Est.

* Les jetées du port d'Alger, qui se détachent nettement sur la mer.

La zone grise à l'embouchure de Oued-EI-Harrach, entre la côte (en blanc) et la mer (en noir) montre l'existence de la turbidité en cette endroit.

En effet l'Oued El Harrach ramène tous les débris, et les boues des plaines de la Mitidja et les déverse dans la mer.

Normalement, il existe un phénomène d'extension vers le large (Nord) Mais, la côte algéroise est soumise en permanence à une dérive Est - Ouest, ce qui fait que les matériaux transportés en suspension se trouvent rejetés vers la partie Ouest de la Baie, c'est à dire vers le port d'Alger, où ils se déposent.

Ce phénomène risque à très long terme de poser des problèmes à la navigation portuaire.

Enfin, on remarque au large de la baie, des points isolés ; ce sont probablement des navires de gros tonnage, ou bien, ce qui reste à vérifier des récifs à fleur d'eau (4 à 5 m de profondeur) très dangereux au trafic maritime et qui sont certainement connus des autorités portuaires.

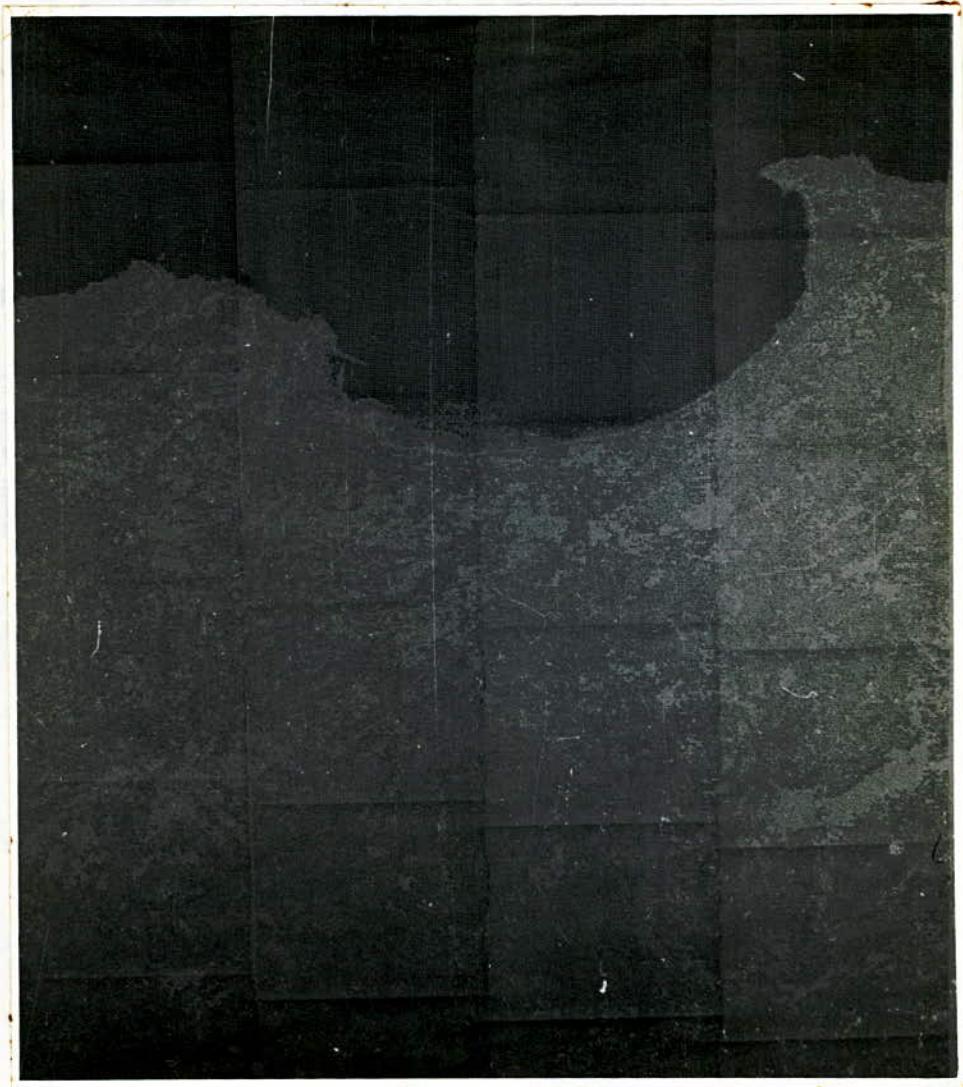


Image réelle multispectrale - Canaux 5.6.7

Conclusion

Les résultats obtenus sont appréciables, reste néanmoins à affiner les méthodes de calcul pour minimiser le temps machine.

Les deux méthodes de classement utilisées ont donné des résultats satisfaisants, à savoir une image réelle et nette de la région choisie. La différence réside dans le temps de calcul. Ainsi, la méthode factorielle discriminante requiert un temps plus important, soit près de cinq fois celui exigé par la méthode du maximum de vraisemblance. Celi tiendrait d'une part de la capacité réduite du MITRA 125, d'autre part des calculs importants sollicités par cette méthode.

Néanmoins toute méthode a ses avantages et ses inconvénients, tout comme il ne saurait y avoir de méthode universelle.

A ces difficultés d'ordre pratique, s'ajoutent des difficultés d'ordre matériel non moins importantes.

Ainsi le nombre considérable d'utilisateurs de l'ordinateur du C.S.T.N. fait que le temps imparti à chacun s'avère généralement insuffisant surtout lorsque l'on sait que cet ordi-

-nateur est à capacité réduite.
Par ailleurs, de fréquentes pannes de cet ordinateur (allant d'une demi-journée à une semaine entière) ont souvent entraînées des interruptions dans la continuité du travail. A noter également les limites de la sortie imprimante (puisque celle-ci ne donne que des résultats en noir et blanc dont l'œil humain n'en peut déceler que quatorze nuances au maximum). D'où nécessité d'un périphérique plus adapté au traitement numérique de l'image.

Néanmoins et malgré les problèmes rencontrés lors de la réalisation de ce projet, nous ne pouvons qu'être fiers d'avoir doté le laboratoire de télé-détection de deux méthodes d'utilisation d'images-satellites qui pourraient être mises au service des différents organismes algériens qui sauront tirer profit des informations contenues dans de telles images.

Le traitement numérique d'images-satellites étant un domaine trop vaste pour être cerné par le modeste travail qu'est le nôtre, nous espérons que d'autres investigations seront entreprises qui apporteront une information inestimable pour notre pays; car s'il est vrai que l'information concernant l'ALGERIE existe, elle est du moins, et jusqu'à l'heure actuelle, traitée par des tiers pour leur propre compte ou celui d'organismes algériens

Bibliographie

. NOTION DE BASE POUR LA TELEDETECTION
par A. Abdellaoui - 1977.

TRAITEMENT D'IMAGE PAR CLASSIFICATION
par C. Morzjer . P. Meylan. A. Musy - 1979.

. METHODES ET PROGRAMMES D'ANALYSE DISCRIMINANTE
par J. M. Romeder - 1973. Dunod.

. ANALYSE DES DONNEES
par Michel Volle. - 1981 . 2^e édition économique

. METHODES DE CLASSIFICATION DES DONNEES
MULTIDIENSIONNELLES EN TELEDETECTION.
par . P. Cassirame. Thèse 14 Mars 1977.

. CONCEPTION ET REALISATION D'UN LOGICIEL POUR
TRAITEMENT ET MANIPULATION D'IMAGES
SPATIALES.
par . M. Tilikete . M. Belkacemi. Thèse Janvier 1982

. INTRODUCTION A L'ANALYSE DES DONNEES
par F. Cailliez , J.P. Pages . 1976

. TRAITEMENT DES DONNEES STATISTIQUES
par L. Lebart , A. Morineau . 1979 - Dunod.