



HAL
open science

MLREG : un generateur de bases de connaissances par modelisation lineaire

T. Cembrzynski

► **To cite this version:**

T. Cembrzynski. MLREG : un generateur de bases de connaissances par modelisation lineaire. RR-0769, INRIA. 1987. inria-00075783

HAL Id: inria-00075783

<https://inria.hal.science/inria-00075783>

Submitted on 24 May 2006

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

INRIA

UNITE DE RECHERCHE
INRIA-ROCOUENCOURT

Institut National
de Recherche
en Informatique
et en Automatique

Domaine de Voluceau
Rocquencourt
B.P.105
78153 Le Chesnay Cedex
France
Tél. (1) 39 63 55 11

Rapports de Recherche

N° 769

MLREG : UN GENERATEUR DE BASES DE CONNAISSANCES PAR MODELISATION LINEAIRE

Thierry CEMBRZYNSKI

DECEMBRE 1987

**MLREG: un générateur de bases de connaissances par
modélisation linéaire.**

**MLREG: a knowledge bases generator with linear
modelisation.**

Thierry CEMBRZYNSKI

INRIA

domaine de Voluceau

Rocquencourt

FRANCE

Résumé: Nous présentons dans ces quelques pages le programme de génération automatique de règles de décision construites à partir d'une modélisation linéaire. MLREG est une procédure combinant un programme d'analyse de modèles linéaires (régression, analyse de variance), et un algorithme d'apprentissage. Ce dernier permet, quand il n'est pas mathématiquement possible d'étudier toutes les combinaisons entre les paramètres explicatifs du modèle, la construction intelligente et progressive de modèles de plus en plus fins. Cette procédure relève de l'intelligence artificielle dans la mesure où elle s'apparente fortement aux techniques d'apprentissage. Son origine provient du fait que nous avons cherché à analyser les effets des pannes du réseau électrique à très haute tension, dans le cadre d'une convention de recherche entre l'INRIA et l'EDF (R31L01 / 1C7784).

Abstract: We present in this paper a method for generating decision rules based on Linear Models. MLREG is a linear procedure which incorporates a program for fitting linear models such as regression, analysis of variance, and a learning algorithm. This algorithm is able to fit automatically better and better models especially, when it is mathematically impossible to study the whole combinations between the explicative factors. This work comes from a research between EDF and INRIA for studying the effects of unavailabilities over EDF very high voltage grid (R31L01 / 1C7784).

Keywords : Linear Models, rules base generator, learning algorithm

PLAN

INTRODUCTION

PREMIERE PARTIE

I.A: Rappels sur le Modèle Linéaire (présentation géométrique).

I.A.1: Généralités sur le Modèle Linéaire.

I.A.2: Le Modèle Linéaire.

I.A.2.a: La technique d'ajustement des Moindres-Carrés.

I.A.2.b: Le modèle linéaire classique.

I.B: L'algorithme d'analyse progressive par apprentissage.

I.B.1: Traduction des règles de décision.

I.B.2: Représentation des règles de décision.

I.B.3: Mesure des proximités entre les règles de décision.

I.B.4: L'algorithme d'ajustement progressif.

CONCLUSION

DEUXIEME PARTIE

Un exemple d'application de MLREG à l'étude des effets des pannes de liaisons électriques ou de groupes de production, sur le réseau à très haute tension d'EDF.

BIBLIOGRAPHIE

ANNEXES

INTRODUCTION

Nous allons présenter dans ces quelques pages une procédure nouvelle d'analyse automatique de modèles linéaires. Celle-ci diffère des autres procédures de régression ou d'analyse de variance principalement sur les deux points suivants:

- elle est capable via une procédure qui relève de l'intelligence artificielle, de générer automatiquement des modèles de plus en plus complexes pour affiner l'ajustement (prise en compte d'interactions ad hoc quand il est mathématiquement impossible de toutes les analyser).

- elle fournit des résultats simples sous la forme de bases de connaissances exploitables par le système expert Kx [Demonchaux Zinger 1987] et facilement interprétables par simple lecture, pour un non spécialiste de l'analyse des données.

Le problème de la génération d'expertise à partir d'un tableau de données a déjà donné lieu à quelques travaux, citons par exemple ceux de Bao [Bao 1987] ou de Ralambondrainy [Ralambondrainy 1987]; ceux-ci utilisaient une approche combinatoire pour une "discrimination" qualitative d'une partition donnée a priori. Nous sortons de ce cadre relationnel et non statistique avec MLREG, pour générer des règles décisionnelles non nécessairement vraies dans une classe particulière d'une partition d'objets donnée a priori; mais en revanche significatives au sens statistique du terme (mesure de la validité par des tests d'hypothèses), et obtenues à partir d'une modélisation linéaire permettant alors le traitement de données qualitatives mais aussi quantitatives.

Dans une première partie, nous rappellerons tout d'abord les éléments fondamentaux du Modèle Linéaire des Moindres-Carrés en faisant référence à l'algorithme d'ajustement intégré à la procédure MLREG, puis l'algorithme d'analyse progressive par apprentissage qui est la principale originalité de ce programme. Dans une deuxième partie nous en présenterons une application à l'analyse des interactions entre les éléments constitutifs (lignes et groupes) du réseau à très haute tension d'EDF, sur les contraintes de réseau.

PREMIERE PARTIE

I.A: RAPPELS SUR LE MODELE LINEAIRE.

Pour permettre une bonne compréhension des développements suivants par un non spécialiste des techniques de Régression au sens large, et pour éviter de devoir "piocher" dans une volumineuse littérature, il convient de rappeler les éléments essentiels du Modèle Linéaire.

I.A.1: Généralités sur le Modèle Linéaire

Le Modèle linéaire classique s'articule autour de trois éléments principaux qui sont les suivants :

La **Régression** (simple ou multiple) utilisée pour Prédire une (ou plusieurs) variables quantitatives en fonction d'une ou plusieurs variables quantitatives.

L'**Analyse de la variance** utilisée pour Expliquer et prédire une (ou plusieurs) variables quantitatives en fonction d'une ou plusieurs variables qualitatives encore appelées facteurs.

L'**Analyse de la covariance** utilisée pour Prédire et Expliquer une (ou plusieurs) variables quantitatives en fonction d'une ou plusieurs variables qualitatives (facteurs) et d'une ou plusieurs variables quantitatives, encore appelées dans ce cas covariables.

Pour nous situer, nous pouvons alors construire le schéma suivant :

Décrire <----- Analyse des Données (Classification)
Prédire <----- Méthodes de Régression Linéaire
Expliquer <----- Analyse de variance et de covariance

I.A.2 : Le Modèle Linéaire

Nous allons présenter géométriquement le Modèle Linéaire classique.

Dans un premier paragraphe nous présenterons d'un point de vue mathématique (géométrie et calcul vectoriel) la technique d'ajustement des Moindres-Carrés en faisant référence au programme développé pour cette application.

Le second paragraphe justifie en termes probabilistes le choix de cette méthode; c'est à dire quand les observations sont supposées engendrées par une distribution de Laplace-Gauss (hypothèses de Gauss-Markov), pour apprécier la précision de l'ajustement : tests sur les coefficients pour déterminer le rôle des variables, et enfin l'analyse de variance pour dresser un "bilan" du modèle, mais surtout pour juger de l'effet des catégories lorsque les observations sont regroupées selon différents critères (facteurs).

I.A.2.a : La technique d'ajustement des Moindres-Carrés

a / introduction

Les modèles linéaires classiques peuvent s'écrire sous la forme matricielle très condensée:

$$y = Xb + e$$

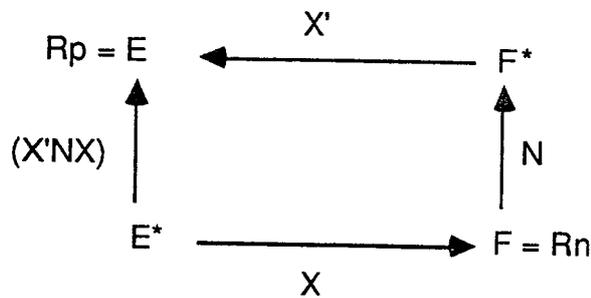
y, e : vecteurs de dimension $(n,1)$
 X : matrice de dimension (n,p)
 b : vecteur de dimension $(p,1)$

Ils comportent tous un (ou plusieurs parfois) caractère quantitatif à expliquer y repéré par le vecteur y et p caractères explicatifs (quantitatifs et, ou qualitatifs) x_j repérés par les vecteurs x_j .

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_n) \in \mathbb{R}^n = F, \quad x_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}) \in \mathbb{R}^n = F \quad (j=1..p)$$

Dans tous les modèles, il s'agit de trouver la meilleure combinaison linéaire des caractères x_j qui permette de reconstruire y . Rechercher à approcher au mieux le caractère y à partir d'une combinaison linéaire des caractères x_j , revient à rechercher le point y^* de W "le plus proche" de y .

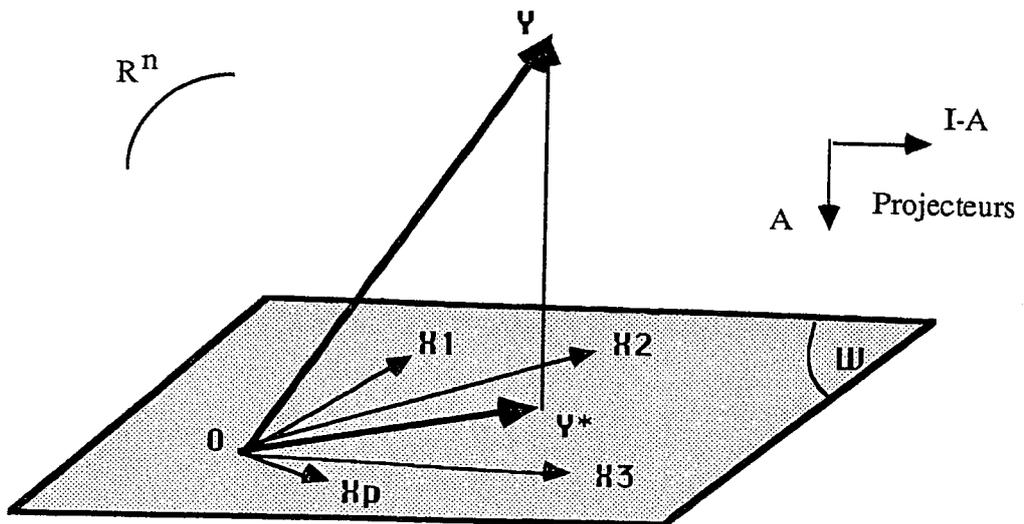
Ayant muni l'espace F de la métrique N , on doit alors considérer le schéma de dualité suivant:



Le choix de la métrique N dépend du problème traité

b / Solution des Moindres-Carrés

On démontre facilement que le point y^* de W le plus proche de y au sens de N , est la projection N orthogonale de y sur W .



W espace engendré par les vecteurs X_1, X_2, \dots, X_p

$$Y^* = A(Y) = \text{projection de } Y \text{ sur } W$$

Considérons la décomposition en somme directe de $F = \mathbb{R}^n = W \oplus V$. A cette décomposition directe sont associés les projecteurs N symétriques : A et $(I-A)$.

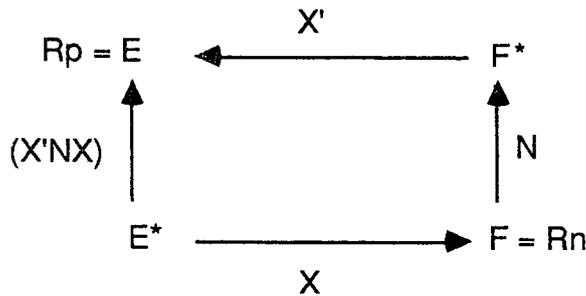
$$\begin{aligned} F = \mathbb{R}^n & \text{ ----> } F \\ Y & \text{ ----> } A(Y) \in W \end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned} F = \mathbb{R}^n & \text{ ----> } F \\ Y & \text{ ----> } E = I-A(Y) \in V \end{aligned}$$

On a alors la décomposition : $Y = A(Y) + I-A(Y) = Y^* + E$

Y^* est la projection de Y sur W . Il est alors très facile de montrer que cette projection est unique; en revanche cette projection se met sous la forme $Y^* = X(b)$ de façon unique, que si $B = \{X_1, X_2, \dots, X_p\}$ est une base de W .



Le choix de la métrique N dépend du problème traité

Si E est muni de la base $\{e_1, e_2, \dots, e_p\}$ et E^* de la base duale $\{e_1^*, e_2^*, \dots, e_p^*\}$ alors on a $Y = Y^* + E$ avec $Y^* \in W$ et $E \in V$ (orthogonal de W).

$$\begin{aligned} (Y - Y^*) \in V & \Rightarrow (Y - Y^*) \text{ N orthogonal } X_j & (j=1..p) \\ \Leftrightarrow \langle X_j, (Y - Y^*) \rangle_N & = 0. \\ \Leftrightarrow \langle X(e_j^*), N(Y - Y^*) \rangle & = 0. \\ \Leftrightarrow \langle e_j^*, X^t N(Y - Y^*) \rangle & = 0. \end{aligned}$$

Cette dernière égalité permet d'écrire le système des équations normales:

$$X^t N(Y) = X^t N X (b)$$

c/ le projecteur A

Si $B = \{X_1, X_2, \dots, X_p\}$ est une base de W alors on a les propriétés suivantes:

- W est de dimension p
- l'application X est injective
- l'application X est de rang p
- la forme quadratique $X^t N X$ est définie positive
- la forme quadratique $X^t N X$ est un isomorphisme

Si B est une base (cas de la régression classique) alors l'application linéaire $X^t N X$ étant bijective la solution b est donnée par : $b = (X^t N X)^{-1} X^t N Y$. Le projecteur $A = X(X^t N X)^{-1} X^t N$ est celui qui à tout point de $F = \mathbb{R}^n$ associe sa projection N orthogonale sur W .

Si $B = \{X_1, X_2, \dots, X_p\}$ n'est pas une base de W (cas de l'analyse de variance) il y a alors une infinité de solutions b . Soient b_1 et b_2 deux solutions du système des équations normales.

$$X^t N X b_1 = X^t N Y$$

$$X^t N X b_2 = X^t N Y \Rightarrow X^t N X (b_1 - b_2) = 0 \Rightarrow b_1 - b_2 \in \text{Ker}(X^t N X)$$

Ainsi si b_0 est une solution, toute autre solution s'écrit $b = b_0 + c$ où $c \in \text{Ker}(X^t N X)$. L'ensemble des solutions b appartient à un sous espace affine dans E^* du noyau de $X^t N X$.

C'est ce problème que l'on rencontre en analyse de la variance ou de covariance (modèle linéaire généralisé) : B n'est pas une base de W et de ce fait on est amené à choisir une solution b_0 particulière. On fait ce choix en fixant des contraintes sur les coefficients du vecteur b_0 (c'est ce que nous faisons dans le programme d'analyse de variance inclu dans MLREG, où l'on impose arbitrairement la contrainte "somme nulle" des coefficients du vecteur b_0) ou en sélectionnant un inverse généralisé particulier de $X^t N X$ (sur l'intérêt des inverses généralisés pour le modèle linéaire on consultera l'ouvrage de SR SEARLE [Searle 1971]).

Décrivons succinctement par quelle transformation on peut calculer cette solution particulière b_0 .

En Analyse de variance ou de covariance, il n'est pas possible d'estimer directement le coefficient de chaque modalité d'un facteur (variable explicative qualitative, pour mémoire), contrairement aux variables quantitatives de la régression classique. Cela est dû au fait que dans un modèle linéaire d'analyse de variance avec terme constant, la matrice X des variables explicatives n'est pas de plein rang. De ce fait on ne peut pas calculer le vecteur des coefficients avec la formule : $a = (X^t N X)^{-1} X^t N y$ (si X n'est pas de plein rang alors $(X^t N X)$ n'est naturellement pas inversible).

Pour illustrer ceci, considérons l'exemple suivant. Soit une variable quantitative y à expliquer et un facteur explicatif A à k modalités, le modèle avec terme constant :

$$y = \mu + A + \varepsilon$$

peut s'écrire aussi :

$$(1) \quad \forall i \in I, y_i = \mu + \alpha_1 a_i^1 + \alpha_2 a_i^2 + \dots + \alpha_k a_i^k + \varepsilon_i$$

La matrice X n'est alors pas de plein rang (la somme des k dernières colonnes donne la première), on ne peut alors mathématiquement pas calculer les coefficients $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$. Pour rendre la matrice X de plein rang, plusieurs méthodes sont possibles; on peut en particulier "éliminer" une colonne quelconque sans changer quoi que se soit sur la somme de carrés des écarts résiduelle du modèle. Cependant on préfère souvent imposer une contrainte sur les coefficients du modèle.

Le programme d'analyse de variance de MLREG impose arbitrairement, surtout parcequ'elle conduit à des calculs relativement simples, la contrainte

classique : "somme nulle des coefficients", c'est à dire dans notre exemple $\sum_k \alpha_k = 0$.

L'équation (1) devient alors, puisque : $-\sum_{k=1}^i \alpha_k = \alpha_k$

$$(2) \quad \forall i \in I, y_i = \mu + \alpha_1 (a_i^1 - a_i^k) + \alpha_2 (a_i^2 - a_i^k) + \dots + \alpha_{k-1} (a_i^{k-1} - a_i^k) + \varepsilon_i$$

ou encore en posant : $a_i^{j*} = (a_i^j - a_i^k)$

$$(3) \quad \forall i \in I, y_i = \mu + \alpha_1 a_i^{1*} + \alpha_2 a_i^{2*} + \dots + \alpha_{k-1} a_i^{k-1*} + \varepsilon_i$$

De façon matricielle nous avons après le changement de variable:

$$\begin{array}{c}
 Y_{n,1} \\
 \left[\begin{array}{c} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_i \\ \vdots \\ Y_n \end{array} \right] = \begin{array}{c} X_{n,k}^* \\ \left[\begin{array}{cccc} 1 & 1 \dots 0 & \dots & 0 \\ 1 & 0 \dots 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 \dots 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & -1 \dots -1 & \dots & -1 \end{array} \right] \\ \end{array} * \begin{array}{c} a_{k,1} \\ \left[\begin{array}{c} \mu \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_i \\ \vdots \\ \alpha_{k-1} \end{array} \right] \\ \end{array} + \begin{array}{c} \varepsilon_{n,1} \\ \left[\begin{array}{c} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_i \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{array} \right] \\ \end{array}
 \end{array}$$

On obtient la matrice X^* en supprimant la dernière colonne de la matrice X , et en mettant -1 dans les $k-1$ dernières colonnes quand l'individu i présente la modalité k du facteur A .

Dès lors on estime les coefficients des "contrastes" des $k-1$ modalités du facteur A soustraites à la dernière. D'un point de vue géométrique la transformation n'a pas changé l'espace de projection W et de ce fait le vecteur résiduel E du modèle après transformation reste le même qu'auparavant. Cette fois cependant, on peut ajuster le modèle ce qui permet de calculer les coefficients des $k-1$ premières modalités du facteur A , on obtient celui de la dernière en faisant la somme des contrastes et en changeant son signe.

1.A.2 .b: Le modèle linéaire classique

Jusqu'à présent, on s'est borné à résoudre un problème classique de minimisation. On va supposer maintenant que le résidu est l'effet résultant d'un grand nombre de causes non identifiées, et à ce titre, on le considérera comme une perturbation aléatoire.

Nous allons faire sur ces résidus des hypothèses a priori, les plus simples sans doute, on peut montrer alors (théorème de Gauss Markov), que l'ajustement des Moindres-Carrés est la meilleure technique qu'on puisse imaginer pour identifier le modèle.

Ainsi l'étude du modèle "déterministe" $y = X a + e$ devient alors celle du modèle probabiliste : $y = X a + e$.

On suppose que les résidus e sont des variables aléatoires Normales ayant une espérance nulle, qu'ils ont tous la même variance s^2 inconnue que l'on cherchera à estimer, et qu'ils sont deux à deux non corrélés. Mathématiquement nous traduirons ces hypothèses de la façon suivante :

$$e_i = N(0, s^2) ; \text{Cov}(e_i, e_j) = 0. \quad (\forall i, j)$$

En terme de vecteurs aléatoires, nous avons : ($N = D_p$ ou I par exemple)

$$E(e) = 0.$$

$$\text{Var}(e, e) = E(ee^t) = s^2 N^{-1}. \quad (N \text{ matrice diagonale de dimension } (n, n))$$

De sorte que :

$$E(y) = X a.$$

$$\text{Var}(y) = s^2 N^{-1}.$$

Il faut remarquer que les hypothèses de Gauss Markov, si elles sont simples dans leur énoncé, peuvent être simplistes lorsqu'il s'agit de traduire la nature réelle d'un phénomène. Par exemple, on ne pourra pas admettre des variances s^2 égales si on soupçonne que la dispersion autour des grandes valeurs observées des y_i est plus ample qu'autour des faibles valeurs (phénomène d'hétéroscédasticité). Il conviendra, si l'on considère quand même cette hypothèse d'homoscédasticité, alors de se montrer fort prudent, pour l'interprétation des résultats du modèle linéaire.

Pour un vecteur donné, y de réalisations du vecteur y de variables aléatoires, l'utilisation de la méthode des Moindres-Carrés pour la résolution du système surdéterminé d'équations linéaires $y = X a + e$, fournit une solution unique $a = (X^t N X)^{-1} X^t N y$. Cependant pour un autre vecteur de réalisations de y (que l'on pourrait obtenir par la simple perte d'une observation), on obtiendrait aussi une autre solution. Peut-on estimer alors les variations sur les coefficients a du modèle, connaissant la loi de variation du vecteur y (rappelons que $y = N(X a, s^2 N^{-1})$) ? Autrement dit, les coefficients du modèle sont-ils stables (ie ont-ils une faible dispersion ?) ou au contraire sont-ils sujets à d'importantes variations, le cas échéant peuvent-ils être nuls ? Cette question fondamentale va nous permettre de juger de la qualité des estimations du vecteur des coefficients a , et pour y répondre nous allons utiliser quelques éléments de statistique décisionnelle, en particulier les tests d'hypothèses.

Nous allons considérer le vecteur de variables aléatoires $a = (X^t N X)^{-1} X^t N y$, avec les hypothèses de Normalité sur y , on peut montrer que le vecteur a suit une loi Normale caractérisée par $E(a) = a$ (estimations non biaisées) et $\text{Var}(a) = s^2 (X^t N X)^{-1}$.

$$E(a) = E((X^t N X)^{-1} X^t N y) = (X^t N X)^{-1} X^t N E(y) = a$$

$$V(a) = E((a - a)(a - a)^t)$$

$$a = (X^t N X)^{-1} X^t N y = (X^t N X)^{-1} X^t N (X a + e) = a + (X^t N X)^{-1} X^t N e$$

$$a - a = (X^t N X)^{-1} X^t N e$$

$$V(a) = E((X^t N X)^{-1} X^t N e^t N X (X^t N X)^{-1}) = s^2 (X^t N X)^{-1}$$

Cependant la quantité s^2 est inconnue, il s'agit de l'estimer. On peut alors montrer que la variable aléatoire $(n - p) s^2 / s^2$, avec $s^2 = e^t e$ suit une loi de

CHI-2 ayant $(n-p)$ degrés de liberté, dès lors la quantité : $s^2 = (\sum_i e_i^2)/(n-p)$ est une estimation sans biais de s^2 .

$$\begin{aligned} \sum_i e_i^2 &= E(e^t e) = E(\text{trace}(e^t I - A e)) = E(\text{tr}(e^t Q e)) = \text{tr}(Q E(e^t e)) \\ E(e^t e) &= s^2 N^{-1} \text{tr}(I - A) = s^2 N^{-1} \text{tr}(I - X(X^t N X)^{-1} X^t N) \\ E(e^t e) &= s^2 N^{-1} \text{tr}(I - X(X^t N X)^{-1} X^t N) = s^2 N^{-1} (n-p) \end{aligned}$$

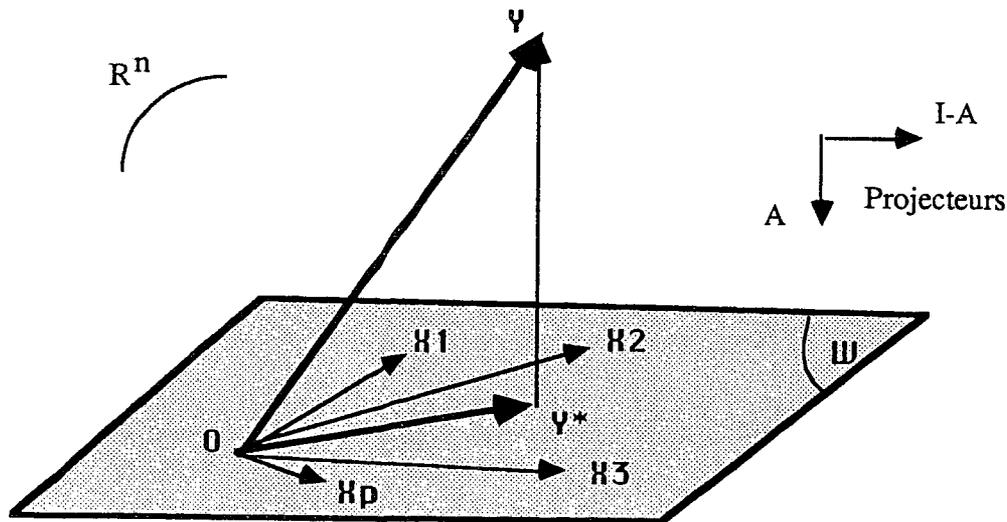
Il est alors possible de déterminer le rôle des variables explicatives (colonnes de X) du modèle, en effectuant des tests sur les coefficients α .

1/ test de l'hypothèse très globale de nullité simultanée des coefficients

La statistique de Fisher associée à ce problème de test d'hypothèse est la suivante:

$$H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0$$

$$F(p ; n-p) = \frac{(\| 0 Y^* \| ^2) / p}{(\| Y^* Y \| ^2) / n - p}$$



On retiendra la règle de décision suivante:

si $F > f_{\alpha}(n, n-p)$ alors on rejette H_0

si $F \leq f_{\alpha}(n, n-p)$ alors on accepte H_0 (les coefficients ne diffèrent pas de zéro)

Dans notre programme MLREG, on trouve celui-ci sous le nom de "test de l'hypothèse globale de nullité simultanée des coefficients".

2/ test de l'hypothèse de nullité du coefficient : α_k

La variable aléatoire $t_k = (a_k - E(a_k)) / s_k$, où a_k est l'estimation du k-ième coefficient du modèle, suit une loi de Student à $(n - p)$ degrés de liberté. Dans ce cas, si on veut savoir par exemple si la k-ième variable exogène (ou

explicative) X_k a une influence réelle sur la variable endogène (ou à expliquer) y . L'hypothèse à tester est l'éventuelle non-influence, que l'on traduira par l'hypothèse nulle :

(H_0) $\alpha_k = 0$. (les autres coefficients étant quelconques)

et l'hypothèse alternative sera :

(H_1) $\alpha_k \neq 0$.

Si H_0 est vraie, la statistique $t = a_k / s_k$ suit une loi de Student à $(n - p)$ degrés de liberté. Soit p_c la probabilité tirée de la distribution de Student correspondant à la valeur t_c prise par t :

$$p_c = \text{Proba} (|t| > t_c)$$

Si cette probabilité est jugée "trop faible", on rejette l'hypothèse H_0 . On peut dire alors que le coefficient α_k a une influence significative sur la variable à expliquer y , et on admettra l'hypothèse de non nullité du coefficient α_k .

On retiendra la règle de décision suivante, si on effectue le test au risque de 5 % :

Si $p_c < 0.05$, rejeter l'hypothèse H_0 , le coefficient a_k est significatif.

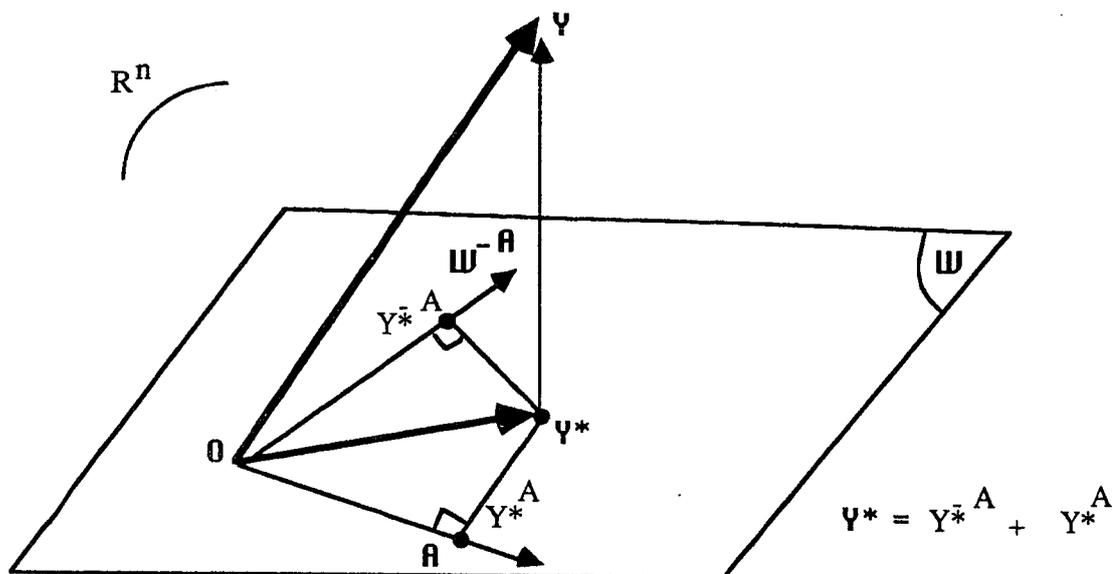
Dans notre programme MLREG nous calculons p_c sous le nom de proba limite.

c / Vers l'analyse de la variance

A la fin de l'ajustement on dresse le tableau d'analyse de variance de y en fonction de la régression, sur lequel on trouve la Somme des Carrés des Ecart de chaque variable explicative qui représente la quantité d'information expliquée par la variable, la statistique de Fisher associée qui permet de juger de l'effet des catégories lorsque les observations sont regroupées selon différents critères (facteurs), et la valeur test (p_c) qui permet d'utiliser la règle de décision présentée précédemment pour tester l'éventuelle nullité de chaque coefficient. Afin d'éclaircir ceci, nous avons représenté sur un schéma à quoi correspondent géométriquement les SCE (sommes des Carrés des Ecart) des variables explicatives (facteurs, interactions, covariables) qui figurent sur le tableau d'analyse de la variance.

Dans son principe fondamental, l'analyse de la variance revient à décomposer la variation totale (ou l'information) de la variable à expliquer Y , en parts expliquées respectivement par chaque groupe explicatif X_k introduit initialement dans le modèle. Ces groupes peuvent être des facteurs qualitatifs pluri-modaux comme sur le schéma, des covariables comme en régression, et des croisements de facteurs c'est à dire des interactions. Il s'agit donc de calculer la part de l'information expliquée qu'extrait chaque groupe de variables explicatives, puis d'en mesurer la significativité.

Schema de l'analyse de variance



$$W^A \oplus A = W \quad A = \text{espace engendré par le critère } A$$

$$\text{SCE résiduelle} : \| Y^* - Y \|^2$$

$$\text{SCE totale} : \| OY \|^2$$

$$\text{SCE facteur } A : \| Y^* - Y^*^A \|^2$$

Remarque: les points (O , $Y^* - A$, Y^* , $Y^* - A$) forment un rectangle.

Le vecteur OY, mesurant la variation totale, se projette orthogonalement sur l'espace W (engendré par les variables explicatives) en OY*. Ce vecteur OY* se décompose (en somme directe), en une composante sur l'espace vectoriel de dimension k-1, engendré par le facteur qualitatif à tester A : $OY^* - A$ et en une autre composante dans le supplémentaire orthogonal de A dans W ($W - A$) de dimension n-p : $OY^* - A$.

Finalement nous avons $OY^* = OY^* - A + OY^* - A$ et $OY = OY^* + Y^* - Y$.

L'analyse de la variance est alors utilisée pour juger de l'effet des catégories lorsque les observations sont regroupées selon différents critères (facteurs) ; mathématiquement on teste l'hypothèse d'une éventuelle nullité simultanée du groupe de coefficients associés au critère; ce qui se traduit en statistique décisionnelle par : $H_0 : A_1 = A_2 = \dots = A_k = 0$, pour un facteur qualitatif A à k modalités.

La statistique de Fisher adaptée à ce problème est alors la suivante :

$$F(k-1, n-p) = \frac{\| \bar{Y}^* A Y^* \|_{(k-1)}^2}{\| Y^* Y \|_{(n-p)}^2}$$

SCE résiduelle : $\| Y^* Y \|_{(n-p)}^2$

SCE totale : $\| O Y \|_{(n-p)}^2$

SCE facteur A : $\| \bar{Y}^* A Y^* \|_{(k-1)}^2$

On retiendra la règle de décision suivante :

- Si $F(k-1, n-p) > F_a \implies$ on rejette H_0 (les coefficients du facteur A sont significatifs)
 Si $F(k-1, n-p) \leq F_a \implies$ on accepte l'hypothèse H_0 de nullité simultanée des coefficients du facteur A.

Le test de Fisher mesure l'effet global (celui de toutes les modalités d'un facteur qualitatif; alors que le Student teste celui de chaque contraste du facteur) de la variable explicative. Les termes $k-1$ et $n-p$ sont les degrés de liberté associés aux SCE, en termes statistiques, mais également, en termes géométriques les dimensions des espaces qui contiennent les vecteurs (n'oublions pas que pour un facteur qualitatif à k modalités on est amené à imposer une contrainte sur les coefficients : $\sum_i \alpha_i = 0$).

Naturellement la principale difficulté réside dans le calcul de la coordonnée de Y^* dans l'espace W^A c'est à dire le point : $Y^* \cdot A$.

La procédure MLREG effectue un ajustement selon la méthode des Moindres-Carrés de tout modèle linéaire dans ses paramètres, qui peut s'écrire sous la forme matricielle $Y = X \cdot B + \epsilon$. Ainsi elle peut être utilisée pour la régression linéaire simple ou multiple, l'analyse de la variance ou de covariance, bien qu'elle ait été surtout développée pour l'analyse de la variance (Y quantitatif et X qualitatif).

MLREG est une variante de la méthode des "square root". Le modèle est écrit sous la forme matricielle classique : $Y = X \cdot B + E$. MLREG peut traiter plusieurs variables à expliquer Y par les mêmes variables explicatives X, et est, de ce fait une ouverture aux analyses multivariées. MLREG ne peut traiter que les modèles à "effets fixes", qu'ils soient orthogonaux ou non.

La première étape est le calcul des matrices $X^t X$, $X^t Y$ et $Y^t Y$ en absence de pondération, des matrices $X^t D X$, $X^t D Y$ et $Y^t D Y$ lorsque D est la matrice diagonale des poids (l'introduction de pondérations rend généralement le dispositif non orthogonal). Après ce calcul, on forme la demi matrice triangulaire basse L telle que $L^t L = X^t X$. Lors du calcul de L on détecte les colinéarités des colonnes de X (variables explicatives) aux erreurs de précision numériques près. Les éléments correspondants sur la diagonale de L sont rendus exactement égaux à zéro. C'est par le rang de cette matrice L que l'on détermine les degrés de liberté des différentes sommes de carrés d'écarts de chaque groupe de variables explicatives. Géométriquement cette décomposition correspond à la projection de la (ou des) variable à expliquer Y, sur l'espace engendré par les variables explicatives X.

On obtient alors les paramètres estimés du modèle complet en résolvant le système dit des équations normales : $(X^t X) B = X^t Y$. Puis on calcule un

inverse généralisé de L pour résoudre ce système. Il devient alors commode de calculer les variances de ces coefficients (estimateurs) de même que les "T de Student" associés.

Les diverses sommes de carrés d'écart de l'analyse de variance (qui revient à décomposer la variation totale de la variable Y en parts expliquées par chaque groupe de variables explicatives), sont obtenues ensuite avec l'algorithme de Cholesky; algorithme qui d'ailleurs, s'adapte bien aux problèmes de choix du modèle dans une suite de complexité croissante, car les résultats relatifs aux sous-modèles sont obtenus en traitant le modèle le plus complexe (on calcule les matrices de covariances des divers sous-modèles à partir de celle du modèle de départ par une procédure de pivotage autour de la variable à tester, ce qui permet une grande économie de calcul). Cependant cette méthode est beaucoup moins bien adaptée aux configurations particulières de X obtenues en analyse de variance surtout dans les cas orthogonaux et équilibrés (plans d'expériences), que d'autres méthodes plus spécifiques (cf MODLI de [MODULAD 1987]). Toutefois cette procédure présente l'avantage d'être simple et générale, et permet un traitement identique de la régression, de l'analyse de variance ou de covariance.

Pour des variables quantitatives (cas de la régression multiple par exemple) les résultats sont identiques, l'analyse de la variance sert principalement à contrôler les résultats des tests de Student.

I.B: LA PROCEDURE MLREG D'ANALYSE PROGRESSIVE PAR APPRENTISSAGE

Ceci est probablement l'élément le plus important de ce programme, il s'agit d'une procédure d'analyse progressive utilisant une idée développée par E.Diday (1987) sur la représentation de la base de connaissances d'un système expert sous la forme d'un tableau de données (Tableau Règle * Propositions * Conclusions * Buts).

La base de connaissances peut s'exprimer sous la forme d'un tableau de données de la façon suivante (tableau RPCB):

	!	prémisses	!	conclusion	!	but	!
R1	!		!		!		!
R _i	!	x _j	!	y _i	!	c _i	!
R _n	!		!		!		!

Les lignes (i.e les individus) de ce tableau sont des "règles", les colonnes sont des variables à modalités appelées "propositions"; chaque modalité x_j est appelée prémisses, et deux variables sont appelées conclusion et but. Certaines cases de ce tableau peuvent être vides.

La ligne R_i s'interprète de la façon suivante:

Si P₁ = x¹_i et P₂ = x²_i et .. P_r = x^r_i alors C = y_i et B = c_i.

Dans le cas de la logique des propositions, une conclusion d'une règle R_i est en fait une prémisses qui est utilisée dans une autre règle sans être en conclusion, et un but c_i est une prémisses qui est en conclusion de toute règle qui l'utilise. La base de connaissances est alors représentée par le tableau RPCB de façon exhaustive.

Nous avons exploité dans MLREG cette représentation pour traduire sous la forme d'un tableau de données, les règles de décision générées par la procédure d'ajustement linéaire. Cependant nous nous sommes permis de l'appliquer également au cas de variables quantitatives ou continues, bien qu'à l'origine cette représentation ait été développée pour le cas de variables qualitatives ou discrètes.

Il convient cependant de remarquer que dans MLREG le tableau RPCB construit est en fait un tableau RPC dans la mesure où les règles construites ne possèdent que des conclusions, mais pas de buts à proprement parlé.

I.B.1: Traduction des règles de décision

Les règles de décision issues d'une régression, d'une analyse de variance ou de covariance peuvent être représentées sous la forme d'un tableau RPCB de la manière suivante:

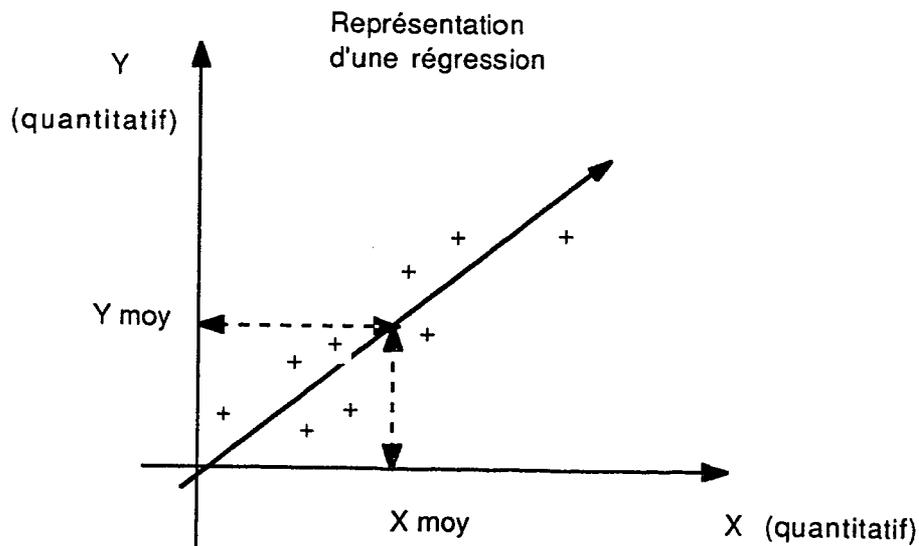
Pour les construire, nous utilisons les résultats produits par l'ajustement en particulier:

- 1/ les coefficients des variables explicatives (quantitatives ou qualitatives) du ou des modèles à ajuster, qui proviennent de la résolution du système des Equations Normales selon la technique des Moindres-Carrés;
- 2/ les valeurs tests des statistiques de Fisher qui permettent d'estimer la qualité de la règle de décision, en terme de significativité statistique.

Pour la prise en compte des coefficients des modèles, deux cas se présentent selon que la variable explicative X soit quantitative ou qualitative.

Si la variable explicative X est quantitative (régression), un coefficient positif (respectivement négatif) souligne alors une corrélation positive (respectivement négative) avec la variable à expliquer Y.

Nous traduirons alors ce résultat, dans la mesure où l'analyse de la variance qui suit la régression, revient à une comparaison de moyennes, de la façon suivante:



Si X est supérieur à {Moyenne (X)}
alors Y {supérieur / inférieur} à {Moyenne(Y/ X>Moyenne (X))}

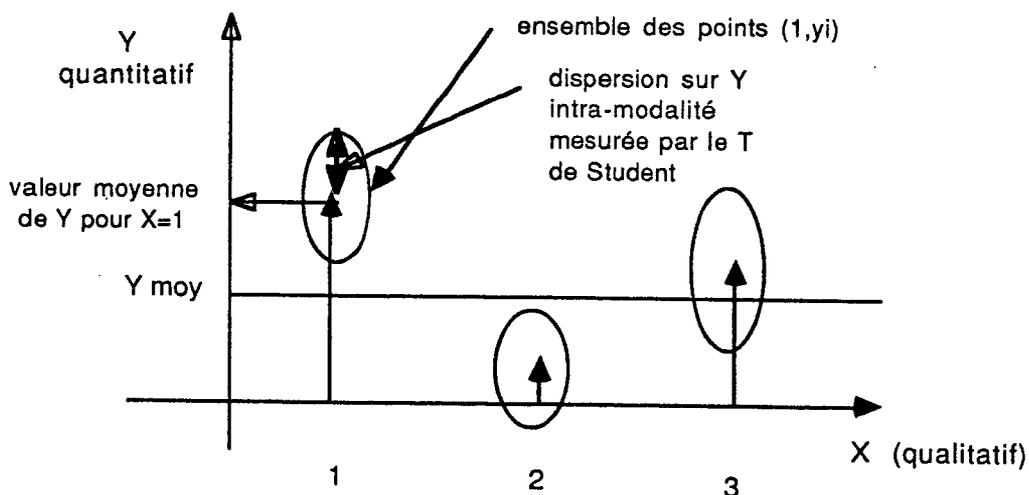
{Moyenne (Y/ X > Moyenne (X)) : la valeur moyenne prise par la variable à expliquer Y sachant que la variable explicative X prend des valeurs supérieures à sa moyenne;

{Moyenne (X)} : la valeur moyenne prise par la variable explicative X.

Certes, cette représentation de la régression est très pauvre dans la mesure où nous perdons les coefficients de la droite de régression de Y en fonction de X (cf schéma de la régression Y/X). Cependant elle se justifie en pratique dans la mesure où nous n'effectuons pas l'analyse des résidus de la régression (analyse de la représentation des résidus e de l'ajustement $Y = XB + e$, en fonction des estimations de $Y = XB$). Or c'est seulement cette analyse des résidus qui permet en pratique, de juger de la validité statistique de la régression (conformité aux hypothèses de normalité et d'homoscédasticité).

Le mode de traduction choisi ne tenant compte que du sens de variation de la variable à expliquer Y en fonction de la variable explicative X (la covariation), nous ne sommes plus alors obligés d'étudier la validité classique de la régression.

Représentation de l'Analyse de Variance



Si la variable explicative X est qualitative, on utilise alors les valeurs des modalités "faible" des contrastes, on pourrait traduire les règles de décision de la façon suivante:

Si X prend la modalité {Modalité (X_i)}
 alors Y {supérieur / inférieur} à {Moyenne (Y/ X=Modalité (X_i))}

{Moyenne (Y/ X=Modalité (X_i)) : la valeur moyenne prise par la variable à expliquer Y sachant que le facteur explicatif X prend sa i-ème modalité;

{Modalité (X_i)} : libellé de la i-ème modalité du facteur X.

Cependant ce mode de représentation de la règle ne convient pas dès qu'il y a plus d'un critère qualitatif explicatif dans le modèle, autrement dit dans la plupart des cas, car il y aurait des confusions d'effet. En effet le Fisher de l'analyse de la variance teste la significativité des différences entre les valeurs moyennes prises par la variable à expliquer Y dans chacune des modalités du critère qualitatif X ($Y_{i\text{moy}} / X=i$), par rapport à la moyenne générale de la variable Y (Y_{moy}), ceci car l'analyse de la variance décompose la variation de la (ou des) variable à expliquer sur chaque critère explicatif, et en cela elle diffère d'une simple comparaison de moyennes inter-classes. On aurait pu choisir le test de Student sur chaque coefficient qui mesure la variation intra-modalité des valeurs prises par la variable à expliquer Y, cependant ceux-ci dans le cas du modèle d'analyse de variance ne sont pas indépendants, du fait des différentes modalités que peuvent prendre les facteurs.

Dans la mesure où la pertinence de la règle (au sens validité statistique) est mesurée par le test de Fisher, nous préférons plutôt considérer des règles de la forme suivante:

Si X prend la modalité {Modalité (X_i)}
alors Y {supérieur / inférieur} à $\mu_Y (+ \alpha_{X_i})$

où α_{X_i} désigne le coefficient de la i-ème modalité du facteur X obtenu par l'ajustement, et μ_Y le terme constant (moyenne de la variable Y) du modèle linéaire pour la variable à expliquer Y.

Ce mode de représentation se justifie en pratique dans la mesure où nous avons préféré donner à travers la règle, une estimation de l'effet produit par chaque modalité du facteur X sur Y.

Pour la prise en compte des valeurs tests du tableau d'Analyse de la Variance, nous procédons de la façon suivante:

- 1/ si la valeur test de Fisher est inférieure à 5% et supérieure à 1%, on attribuera à la règle une validité moyenne;
- 2/ si la valeur test de Fisher est inférieure à 1% et supérieure à 0.1%, on attribuera à la règle une validité assez forte;
- 3/ si la valeur test de Fisher est inférieure à 0.1% on attribuera à la règle une validité forte.

Naturellement ce choix de base à 5% est toujours délicat, mais en régression il est toujours nécessaire d'imposer a priori une limite de validité.

Si on traite plusieurs variables à expliquer $Y^1 \dots Y^j$ (modèles linéaires multivariés), les règles générées ne satisfiront pas nécessairement la clause de Horn (celle-ci est satisfaite quand chaque règle n'a qu'un but), en particulier si un même groupe de variables explicatives a des effets simultanément significatifs sur différentes variables à expliquer.

D'un point de vue informatique, les règles que nous générons par la procédure MLREG peuvent ne comporter qu'au plus trois prémisses et de ce fait ne sont jamais statistiquement discriminantes; cependant elles sont de type décisionnelles dans la mesure où elles peuvent être utilisées sur d'autres ensembles de données que l'échantillon qui a servi à les construire.

Cela est dû au fait que la procédure d'analyse de Modèles Linéaires incluse dans MLREG ne peut traiter que des interactions comportant au

maximum trois facteurs (ce qui est déjà beaucoup). Les interactions d'ordre supérieur sont généralement dues à des croisement d'interactions d'ordre inférieur. Ainsi un croisement de facteurs comme $A*B*C*D$ est souvent significatif parce que $A*B$ et $C*D$ l'étaient aussi, ce faisant l'estimation de l'interaction $ABCD$ ne présente pas vraiment beaucoup d'intérêt, indépendamment des problèmes informatiques et mathématiques qu'elle ne manquerait certainement pas de poser. De plus les règles produites par des croisements de facteurs d'ordre aussi élevé, ne pourraient naturellement pas être très générales.

Il est bon de noter cependant, que la procédure MLREG est surtout adaptée au traitement de l'analyse de variance.

I.B.2: Représentation des règles de décision

Nous considérons une étude de consommation d'aliments et de niveau de ponte, en fonction de la température et de la taille des poules. Des phénomènes sont évidents:

- 1/ à taille égale, l'animal mangera d'autant plus que la température est basse;
- 2/ à température égale, un gros animal pondra plus qu'un petit;
- 3/ certaines espèces sélectionnées par la génétique pondent davantage que d'autres.

Supposons la règle suivante:

Règle 1

Si type de poules est poule légère
et température est inférieure à 4°C
alors proba forte que la Consommation d'Energie soit supérieur à 500.
et proba assez forte que le pourcentage de ponte soit inférieur à 50.

obtenue par les ajustements des deux modèles d'analyse de variance à 3 facteurs et 1 interaction:

$$(CERM, \%pon) = \mu + Type + Espe + Temp + Temp*Type + \epsilon$$

Cette règle peut prendre la forme suivante:

Règle 1

Si (X1 = modalité 1)
et (X3 = modalité 1)
alors Probabilité que (Y1 > 500) forte
et Probabilité que (Y2 < 50) assez forte.

Supposons que les statistiques de description des deux variables à expliquer soient:

Y1: Consommation d'énergie	Moyenne: 373.3	Ecart-type: 71.2
Y2: Pourcentage de ponte	Moyenne: 73.3	Ecart-type: 13.5

la représentation RPC sera alors la suivante

- 1/ pour les prémisses sur 7 valeurs (3 prémisses maxi) : n,p,m,p,m,p,m
n : nombre de prémisses
p : numéro de la variable explicative
m : numéro de la modalité de la variable explicative.

Sur l'exemple on aura donc: n,p,m,p,m,p,m = 2,1,1,3,1,0,0

- 2/ pour les conclusions et par variable à expliquer: v,s,e
v : validité de la règle (mesurée par le Fisher): M, AF, F
s : sens de variation (mesuré par le coefficient): -, +
e : qualité de l'effet (mesurée par le Student): M, AF, F

avec M: moyenne, AF: assez forte, F: forte.

Sur l'exemple on aura donc: v,s,e,v,s,e = 3,2,3,2,1,1

Chaque règle se représente donc comme une ligne d'un tableau de données:

Règle	Prémisses	Conclusions
1	2113100	323211

Le calcul des "effets produits" s'obtient avec le test de Student de nullité du coefficient qui en mesure la dispersion en écarts-types; il permet de comparer alors, sur une même échelle, les valeurs des différents coefficients des variables explicatives dont les unités peuvent être différentes. On retient alors la probabilité de rejet de l'hypothèse de nullité du coefficient :

$P_c = \text{Proba}([t] \geq \frac{a_k}{s_k})$, où a_k désigne le coefficient de la k-ième variable et s_k son écart-type. La traduction en modalité de cette probabilité s'effectue alors avec le même découpage en trois modalités, que le test de Fisher.

I.B.3: Mesure des proximités entre les règles de décision

Dans le cadre de MLREG un point fondamental de l'algorithme d'apprentissage réside dans la création d'un tableau de proximités entre les règles. En effet pour choisir intelligemment les interactions à tester dans l'ensemble des croisements de facteurs possibles, nous avons développé une procédure d'analyse de la proximité entre les règles générées à chaque étape de l'ajustement progressif.

Il s'agit ici d'utiliser la représentation R.P.C.B de la base de règles, pour mettre en évidence des effets conjoints de facteurs explicatifs du modèle sans devoir les étudier tous, ce qui est bien souvent numériquement inconcevable voire mathématiquement impossible, nous pourrions ainsi faire progresser notre analyse.

Nous mesurons dans MLREG les proximités entre les règles de la façon suivante:

1/ à partir des prémisses : on testera par exemple l'interaction A*B*C, si deux règles construites à partir de l'étude des interactions entre A*B et B*C ont été jugées significatives;

2/ à partir des conclusions: on testera par exemple l'interaction A*B, si deux règles construites à partir de l'étude des facteurs (ou des covariables) A et B ont des conclusions communes (ce qui est très rare), ou plus fréquemment des conclusions sur les variables à expliquer qui évoluent dans le même sens avec des mesures de validité comparables;

3/ à partir des objets qui vérifient les règles: on testera par exemple l'interaction A*B, si deux règles construites à partir de l'étude des facteurs (ou des covariables) A et B reconnaissent simultanément un effectif minimal d'objets.

Si les trois conditions sont vérifiées, alors on génère l'interaction correspondante qui sera alors analysée dans l'étape suivante. La procédure s'arrête après la génération des interactions entre trois facteurs. Naturellement nous filtrons automatiquement les interactions générées par la procédure qui n'ont pas donné lieu à des règles significatives.

Précisons davantage cette mesure des proximités entre règles.

Le tableau RPC de représentation des règles est un tableau de données qualitatives totalement ordonné: chaque caractère descriptif (prémisse ou conclusion) est un ensemble totalement ordonné à $(k+1)$ modalités respectivement codées $0,1,2,\dots,k$. Il est alors indispensable que le calcul de la proximité entre les règles soit établi de telle façon que la ressemblance entre celles-ci, reflétée par l'indice s : "nombre d'associations positives", respecte l'échelle des différences entre les codes.

Pour mesurer la proximité entre ces "règles" (individus du tableau RPC), compte tenu du caractère totalement ordonné des données, on peut utiliser diverses méthodes statistiques, en particulier les tests non paramétriques de corrélation entre rangs (SPEARMAN et KENDALL), et prendre comme seuil de significativité une corrélation minimale, par exemple de 50%.

Nous avons cependant préféré l'approche de Lerman [Lerman 1982] qui propose pour mesurer la proximité entre deux objets décrits par p variables qualitatives ordinales l'indice suivant:

$$s(i,j) = \sum (k_r - \{r(i) - r(j)\}) \quad (r = 1..p)$$

avec k_r : le nombre de modalités non nulles du critère r ,
 p : nombre de critères qualitatifs de description des objets,
 $r(i)$: valeur prise par le critère r pour l'objet i ,
 $r(j)$: valeur prise par le critère r pour l'objet j ,
où on suppose $r(i) > r(j)$ sans restreindre la généralité.

En effet, étant donné trois objets (ici les règles) i, i', i'' pour lesquels $v(i)=1, v(i')=2$ et $v(i'')=3$; i ressemble plus à i' qu'à i'' dans la mesure où pour la validité de la règle $s(i,i')=2$ et $s(i,i'')=1$.

Un problème épineux, pour le calcul des distances, se pose lorsqu'il n'y a pas d'effet. Si nous codons l'absence d'effet par la modalité 0, dans ce cas deux objets i et i' pour lesquels $v(i)=1$ et $v(i')=0$ apparaissent proches l'un de l'autre alors qu'en fait ils sont certainement très différents: la règle i souligne un effet moyen sur la variable à expliquer, alors que la règle i' n'est pas significative; en revanche si $v(i)=3$ et $v(i')=0$ la proximité calculée avec le même indice est alors nulle, ce qui est parfaitement satisfaisant. De ce fait nous avons choisi d'affecter une proximité nulle pour ce caractère c entre deux règles, si l'une des deux présente une absence d'effet.

La mesure de proximité entre les règles étant définie, il faut ensuite juger de la qualité de celle-ci, autrement dit à partir de quel moment pourrions nous admettre qu'une règle est significativement proche d'une autre règle. Pour ce faire Lerman fait référence à une variable aléatoire de mesure de proximités respectant la structure des données dont il définit la loi, l'espérance et la variance de la façon suivante:

La loi de la variable $S_r(i,i')=k - (r(i) - r(i'))$ avec $r(i) > r(i')$ est définie par:

$$P_r \{S_r = (k-m)\} = 2 \frac{(k+1-m)}{(k+1)^2} \quad \text{si } m < 0$$

$$= \frac{1}{(k+1)} \quad \text{si } m = 0$$

$$E(S_r) = \sum w.P(w)$$

$$= \sum 2w \frac{(w+1)}{(k+1)^2} + \frac{k}{(k+1)} \quad \text{pour } (0 \leq w \leq k-1)$$

$$V(S_r) = \sum w^2.P(w) - E^2(S_r)$$

$$= \sum 2w^2 \frac{(w+1)}{(k+1)^2} + \frac{k^2}{(k+1)} - E^2(S_r) \quad \text{pour } (0 \leq w \leq k-1)$$

Relativement à l'ensemble des p variables qualitatives qui décrivent les règles et qu'on suppose totalement ordinales, nous avons:

$$E(S) = p.E(S_r) \text{ et } V(S) = p.V(S_r).$$

Dès lors nous considérons que deux règles i et i' sont significativement "proches" si la mesure de proximité S(i,i') est supérieure ou égale à E(S).

Précisons aussi l'effectif minimal d'individus devant vérifier les règles.

Celui-ci est calculé à partir du nombre de degrés de liberté (ddl) nécessaires pour estimer l'interaction. Par exemple pour deux critères qualitatifs A et B possédant na et nb modalités, il faut pour estimer l'interaction A*B, un minimum de (na-1)*(nb-1) degrés de liberté. Dès lors nous avons choisi pour tester A*B, (na-1)*(nb-1) + 1 comme effectif minimal d'individus reconnus par des règles construites à partir des critères A et B.

Il est certain que cette mesure de proximités est encore un sujet ouvert, nous proposons une méthode d'analyse des règles mais celle-ci n'est pas figée.

I.B.4: L'algorithme d'ajustement progressif

Nous noterons X l'ensemble des variables (quantitatives et qualitatives) explicatives, Y désignera la ou les variables quantitatives à expliquer (cas d'un traitement de modèles multivariés), et P désignera une partition illustrative obtenue sur les variables à expliquer Y pour étudier le pouvoir discriminant de ces règles de décision. La démarche utilisée est alors la suivante:

Etape 1: Ajustement du (des) modèle(s) avec terme(s) constant(s): $Y = \mu + X + \varepsilon$

Construction du tableau RPC.

Génération des règles à une prémisse.

Mesure des proximités entre les règles générées.

Construction du tableau de contingence entre Règles*Partition.

Construction du sous-ensemble I^2 d'interactions à deux facteurs.

Si $I^2 \neq \emptyset$ alors:

Etape 2: Ajustement du (des) modèle(s) avec interactions et terme(s) constant(s): $Y = \mu + X + I^2 + \varepsilon$

Construction du tableau RPC.
Génération des règles à une et deux prémisses.
Mesure des proximités entre les règles générées.
Construction du tableau de contingence entre Règles*Partition.
Filtration des interactions à deux facteurs non génératrices de règles.
Construction du sous-ensemble I^3 d'interactions à trois facteurs.

Si $I^3 \neq \emptyset$ alors:

Etape 3: Ajustement du (des) modèle(s) avec interactions et terme(s) constant(s): $Y = \mu + X + I^2 + I^3 + \epsilon$

Construction du tableau RPC.
Génération des règles à une, deux et trois prémisses.
Mesure des proximités entre les règles générées.
Construction du tableau de contingence entre Règles*Partition.
Filtration des interactions non génératrices de règles.
Conservation des sous-ensembles I^2 et I^3 d'interactions significatives.

On constate alors que la démarche proposée est complexe et de ce fait assez couteuse en temps de calcul. Pour donner un ordre de grandeur, la complexité de la procédure MLREG est approximativement proportionnelle à:

NV pour le calcul de la matrice de covariances ($X^t X$),
 V^3 pour la résolution des Equations Normales (solution des Moindres-Carrés),
 V^4 pour le calcul des sommes de carrés d'écart de l'Analyse de Variance, avec N : nombre d'observations du tableau de données, V : nombre de variables explicatives après déploiement s'il y a des facteurs qualitatifs ou des interactions.

CONCLUSIONS

MLREG est une procédure intéressante à plusieurs points de vue.

1/ Elle offre la possibilité de générer et de traiter automatiquement des modèles d'analyse de variance de plus en plus complexes sur des données non issues de plans d'expériences. Le cas de données non structurées (elles sont dans notre application pour l'EDF, tirées au hasard) comportant un grand nombre de facteurs explicatifs, est rarement étudié dans le cadre du Modèle Linéaire. Généralement le praticien construit des plans d'expériences dans les cas multi-factoriels.

2/ Elle permet de générer des règles de décision ayant une validité fondée sur des tests d'hypothèses. Il s'agit donc d'une procédure d'extraction de bases de règles à partir de données observées intéressante car ces règles peuvent alors être appliquées à d'autres ensembles de données que l'échantillon d'apprentissage dans le cadre de l'Intelligence Artificielle.

3/ Elle utilise un formalisme de représentation des règles de décision sous la forme d'un tableau de données, puis permet la construction d'un tableau de distances intégrant le traitement des absences d'effet.

Cette méthode a été développée et appliquée dans le cadre d'une convention de recherche entre l'EDF (DER de Clamart) et l'INRIA (convention R31L01 / 1C7784) pour l'aide à la décision dans les études de planification du réseau de transport à très haute tension (CEMBRZYNSKI 1987 rapport EDF). La taille du problème est impressionnante dans la mesure où nous traitons un

graphe de 283 arêtes (les liaisons électriques), et de 148 nœuds (les centres de production et de consommation); graphe sur lequel nous avons un échantillon de 1500 états de fonctionnement différents. Après sélection de plus petits sous-ensembles d'éléments du réseau (20 liaisons et 15 groupes) nous avons appliqué la procédure MLREG. Estimer toutes les interactions possibles n'est pas possible: il y en a C_{35}^2 à deux facteurs (où C désigne le nombre de combinaisons) et C_{35}^3 à trois facteurs; MLREG nous a alors été très précieuse pour déterminer les effets croisés des pannes de réseau.

La deuxième partie est un exemple d'application de MLREG sur ces données de simulations du fonctionnement du réseau à très haute tension d'EDF en 1992.

DEUXIEME PARTIE

Un exemple d'application de MLREG à l'étude des effets des pannes de liaisons électriques ou de groupes de production, sur le réseau à très haute tension d'EDF.

La méthode d'analyse des performances et du comportement d'un réseau donné comporte trois phases qui sont les suivantes.

Une phase d'analyse macroscopique, pour la recherche des problèmes éventuels qui se posent lors de l'exploitation du système électrique, de leur degré de gravité respectif, puis de leur localisation géographique. Celle-ci est abordée par la classification automatique des coûts de production dûs au réseau [Cembrzynski Mars 1987] ; la partition obtenue nous permet de déterminer les problèmes posés à l'exploitation du réseau puis de discriminer les paramètres réseau. C'est cette partition que nous utilisons dans MLREG pour étudier la fréquence de reconnaissance (tableau de contingence) des règles dans les classes.

Une phase de sélection des éléments constitutifs du réseau (disponibilités des liaisons et des groupes) dont les pannes ont des effets significatifs sur les contraintes de réseau et les coûts d'exploitation.

Une phase d'analyse des "dynamiques" du réseau en étudiant les interactions qui peuvent exister entre les éléments constitutifs sélectionnés lors de la phase précédente, ou en étudiant les effets produits par les liaisons en contrainte sur les groupes de production (ralentissement de certains et démarrage d'autres). Il s'agit de rechercher alors les causes des problèmes mis en évidence par l'étape d'analyse macroscopique.

Pour illustrer notre programme MLREG sur un exemple de dimension réelle mais construit par les planificateurs d'EDF, il convient, pour que les développements suivants puissent être compréhensibles par notre lecteur, de définir la nature des variables explicatives et des variables à expliquer.

Les données sont des simulations de Monte Carlo du fonctionnement d'un réseau électrique; il s'agit dans un grand nombre de situations, d'étudier le comportement du réseau à travers principalement son aptitude à satisfaire la demande des abonnés. Le modèle d'optimisation MEXICO développé par les ingénieurs de l'EDF permet d'adapter aux demandes d'électricité (situées aux divers nœuds du graphe), un plan de production dans les meilleures conditions de coût, tout en respectant également les contraintes de réseau, et les lois de l'Electricité.

L'objectif poursuivi avec la procédure MLREG est d'expliquer en fonction des disponibilités du réseau (puissances aux nœuds et capacité des arêtes du graphe), les gains marginaux sur les liaisons en contraintes (une liaison est en contrainte si l'énergie transitée sur la liaison est égale à sa capacité de transport, au-delà la liaison risque de fondre). On appelle gain marginal d'une liaison en contrainte, la dérivée du coût d'exploitation du

capacité de transport, au-delà la liaison risque de fondre). On appelle gain marginal d'une liaison en contrainte, la dérivée du coût d'exploitation du réseau par rapport à la capacité de la liaison.

Les variables explicatives représentent des états des disponibilités des ouvrages, sur le graphe valué qu'est le réseau, les variables à expliquer quant à elles sont des estimations des contraintes de réseau.

Attention les résultats présentés dans les pages qui suivent, ne doivent pas être considérés comme un exercice de planification, mais plutôt comme un exemple concret, d'application de notre méthodologie. Les données sont réelles, mais les ingénieurs du département de Planification des Réseaux nous ont fournis le réseau 1992 et la solution de renforcement qu'ils ont apportée pour 1993 (ligne Eguzol71Granz); il s'agit ici donc d'essayer (mais d'une manière honnête) d'analyser les problèmes rencontrés, pour retrouver le renforcement considéré.

Pour les gains marginaux

Les paramètres L₂ et G₂ retenus après les deux phases de sélection -non présentées dans ces pages bien qu'intéressantes pour sélectionner des éléments d'un graphe valué: nous avons 238 liaisons et 148 groupes au départ, le lecteur pourra se reporter à [Cembrzynski 1987]-, pour l'ajustement progressif sont les suivants:

Capacité des liaisons	Disponibilité des groupes
Aveli72Gavre	Nucl 1 Menues71
Boctol71Morbr	Nucl 1 Penlys71
Braud171Sais.s	Nucl 1Barnas71
Braud172Granz	Nucl 2 Boctos71
Chan5171Quint	Nucl 5 Avoins71
Chesnl71Morbr	Nucl 5 Avoins72
Coulal72Tavel	Nucl 5 Verges71
Creysl72Gen.p	Char 1 Vlejus71
Distrl72Picoc	Char 3 Echals71
Doml0172Menue	Char 5 Avoins71
Eguzol71Rueyr	Char 5 Cor.ps71
Houdrl71Logel	Char 6 ./Maas71
Lavall71Quint	Char 6 Mandas71
Mambel71Siere	Char 7 ./Gr5s71
Mqis.l71Sauca	Fiou 3 Aramos71
Rougel72Tourb	Fiou 5 Cor.ps71
Rougel72Ztill	
Ssavol17Vigy	
Vergel72Vlerb	

Les variables à expliquer que nous avons choisi d'étudier sont les gains marginaux des liaisons:

1/ Vergel72Vlerb, Braud171Sais, car l'analyse macroscopique montre qu'elles sont chroniquement en contrainte dans l'ensemble des situations étudiées;
2/ Ciroll71Gati5, Havr5172Rouge, car l'analyse macroscopique montre qu'elles sont spécifiquement en contrainte dans des classes de défaillance assez grave et très grave; ces classes de défaillance (le réseau est défaillant quand il ne peut plus satisfaire la demande des abonnés) furent obtenues au préalable par la classification des coûts de production dûs au réseau, et ont heureusement de faibles effectifs.

Dans tout ce qui suit on utilise la notation suivante:

DP : disponibilité de puissance

GM : gain marginal

EX : cout d'exploitation

NU : nucléaire

CH : charbon

HY : hydraulique

FG : fioul et gaz

DF : défaillance;

par extension DPNU désigne la disponiblité de puissance nucléaire à

Les modèles que nous cherchons à analyser sont cette fois:

$(GM_Vergel72Vlerb - GM_Havr5172Rouge) = \mu + L_2 + G_2 + L_2G_2 + G_2G_2 + \dots + \epsilon$

La modélisation progressive avec MLREG fournit alors, après les trois itérations, les résultats suivants:

Pour le gain marginal de la liaison: Vergel72Vlerb

La liaison Vergel72Vlerb est chroniquement en contrainte, on remarque en effet sur le tableau de fréquences Règles*Partition qu'il n'y a pas de règles spécifiques d'une classe particulière. De plus elle réagit particulièrement mal aux pannes des groupes nucléaires de Chinon comme l'illustrent les règles 1 et 3 qui reconnaissent respectivement 24 et 25 situations.

Règle 1

Si DPNU_5 Avoins71 faible

alors proba forte GMEX_Braud171Sais.s inférieur à -287.10

et proba forte GMEX_Vergel72Vlerb inférieur à -668.89

Règle 3

Si DPNU_5 Avoins72 faible

alors proba forte GMEX_Vergel72Vlerb inférieur à -736.26

On remarquera également la forte influence des pannes des groupes nucléaires de Chinon qui provoquent aussi des contraintes importantes sur la liaison BraudL71Sais.

La liaison Vergel72Vlerb réagit cependant moins mal aux pannes partielles des groupes nucléaires de Chinon comme l'illustrent les règles 2 et 4 qui reconnaissent alors respectivement 375 et 301 situations.

Règle 2

Si DPNU_5 Avoins71 moyen
alors proba forte GMEX_Braudl71Sais.s supérieur à -19.93
et proba forte GMEX_Vergel72Vlerb supérieur à -184.20

Règle 4

Si DPNU_5 Avoins72 moyen
alors proba moyenne GMEX_Braudl71Sais.s supérieur à 1.56
et proba assez forte GMEX_Vergel72Vlerb supérieur à -273.84

On remarque ensuite l'importance des pannes des groupes Fioul et Charbon de DPCH_5_Cor.ps71, de DPCH_5_Avoins71 et de DPFPG_5_Cor.ps71 comme l'illustrent les règles 11, 14 et 19. La règle 14 reconnaît toutefois un grand nombre de situations (>470).

Règle 14

Si DPCH_5 Avoins71 faible
alors proba forte GMEX_Vergel72Vlerb inférieur à -159.47

Enfin il semble qu'il y ait une synergie entre les liaisons Vergel72Vlerb et Braudl71Sai.s comme le suggèrent les règles 21, 25 et 28. Quand l'une est en panne, il apparaît des contraintes fortes sur l'autre.

Règle 21

Si Capa Braudl71Sai.s faible
alors proba forte GMEX_Vergel72Vlerb inférieur à -480.71

Règle 25

Si Capa Distrl72Picoc faible
alors proba assez forte GMEX_Braudl71Sais.s inférieur à -147.71
et proba forte GMEX_Cirrol71Gati5 inférieur à 10.64
et proba forte GMEX_Havr5L72Rouge inférieur à -53.64

Règle 28

Si Capa Vergel72Vlerb faible
alors proba moyenne GMEX_Braudl71Sais.s inférieur à -120.70

Des règles précédentes relatives aux gains marginaux, et des résultats obtenus à partir d'autres analyses, il semble légitime de penser que si on arrive à résoudre les problèmes (défaillance en particulier) causés par les indisponibilités totales ou partielles des groupes de Chinon, mais également par celles des groupes fioul et charbon de la région de St Nazaire, cela permettra certainement de réduire la fréquence des contraintes des liaisons Vergel72Vlerb et Braudl71Sai.s. On retrouve alors un des problèmes mis en évidence antérieurement par les planificateurs.

Pour le gain marginal de la liaison: Cirrol71Gati5

La liaison Cirrol71Gati5 est en contrainte surtout dans la classe de défaillance assez grave.

La liaison Cirrol71Gati5 réagit particulièrement mal aux pannes des groupes charbon de DPCH_1_Vlejus71 comme l'illustre la règle 18 qui reconnaît 27 situations dans cette classe de défaillance assez grave en région 1 (à titre indicatif il y a 42 situations dans la classe).

Règle 18

Si DPCH_1_Vlejus71 faible

alors proba forte GMEX_Ciroll71Gati5 supérieur à 305.80

Mais il semble que la liaison Ciroll71Gati5 connaisse également des contraintes, quand des groupes de l'Est de la France sont indisponibles, comme le suggère la règle 37 qui reconnaît 5 situations de la classe de défaillance assez grave en région 1, et 3 situations dans la classe 7 de défaillance grave en région 5.

Règle 37

Si DPNU_5_Verges71 moyen

et DPCH_7_Gr5s71 faible

et DPCH_6_Maas71 faible

alors proba forte GMEX_Ciroll71Gati5 inférieur à 2.66

et proba assez forte GMEX_Havr5172Rouge supérieur à 180.66

En comparant les estimations en conclusion des règles 18 et 37, il semble que l'on puisse admettre comme origine principale des contraintes sur la liaison Ciroll71Gati5, les pannes des groupes charbon de 1.Vlejus71. Nous savons avec l'analyse macroscopique que dans ces circonstances il apparaît de la défaillance à 1.Vlejus71.

Nous pouvons donc penser qu'il se produit le schéma suivant:

Pannes à DPCH_1.Vlejus71 => contrainte sur Ciroll71Gati5

=> défaillance à 1.Vlejus71

Pour le gain marginal de la liaison: Havr5172Rouge

La liaison Havr5172Rouge est en contrainte surtout dans la classe de défaillance assez grave en région 1. On retrouve alors des causes analogues à celles des contraintes sur la liaison Ciroll71Gati5 comme l'illustrent les règles 35 et 37.

Règle 35

Si DPNU_5_Verges71 moyen

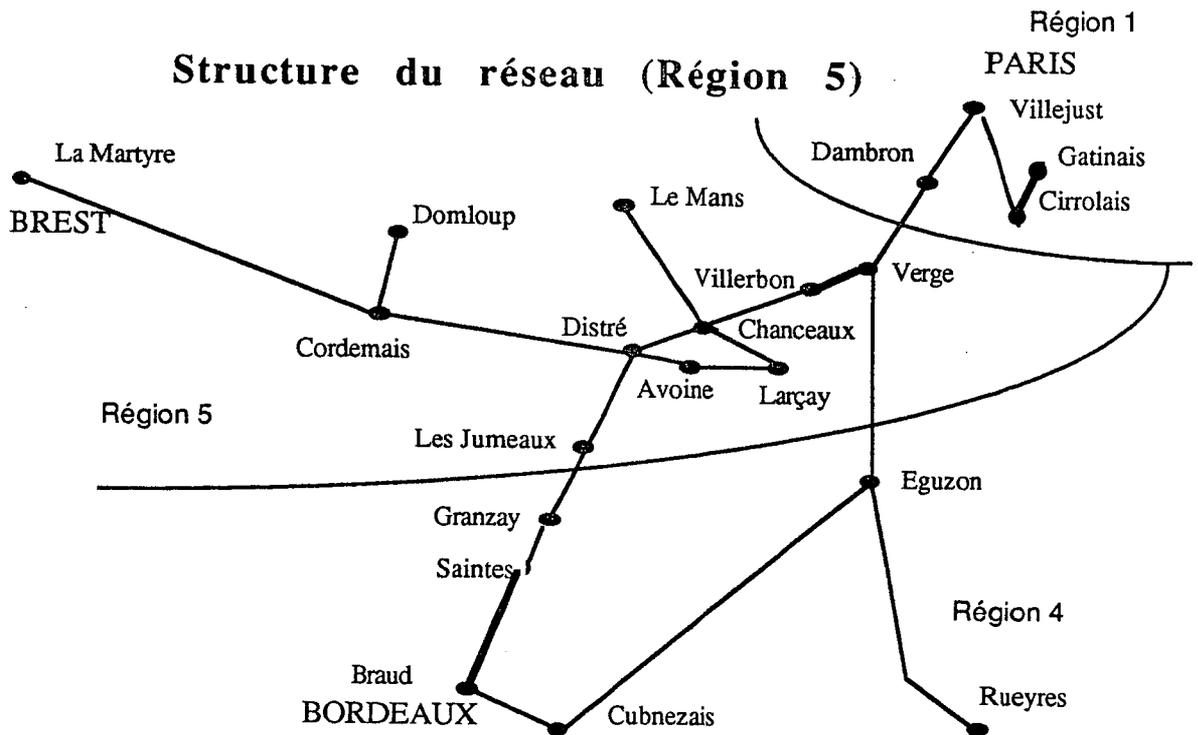
et DPNU_1_Menues71 moyen

et DPCH_7_Gr5s71 faible

alors proba forte GMEX_Ciroll71Gati5 supérieur à 0.0

et proba moyenne GMEX_Havr5172Rouge supérieur à 232.2

Règle 37
Si DPNU_5 Verges71 moyen
et DPCH_7 ./Gr5s71 faible
et DPCH_6 ./Maas71 faible
alors proba forte GMEX_Ciroll71Gati5 inférieur à 2.66
et proba assez forte GMEX_Havr5172Rouge supérieur à 180.66



Le lecteur trouvera en annexe les résultats de l'application de MLREG pour la modélisation progressive des gains marginaux de ces quelques liaisons en fonction des états de disponibilité des éléments du réseau électrique d'EDF.

BIBLIOGRAPHIE

- | | |
|-------------------------|--|
| [Caillez Pages 1976] | F.CAILLEZ et J.P. PAGES (1976) "Introduction à l'analyse des données" Smash |
| [Cazes 1986] | P.CAZES (1986) "La régression" Support du cours de l'école MODULAD |
| [Cembrzynski 1987] | T. CEMBRZYNSKI (1987) "Rapport d'analyse des résultats de MEXICO" EDF -DER-MOS(à paraître) |
| [Cembrzynski Mars 1987] | T. CEMBRZYNSKI (1987) "PONDER puis MNDOPT une méthodologie en classification automatique. Son application à l'analyse des effets de renforcements sur le réseau de transport à très haute tension d'EDF" . INRIA rapports de recherche n°726 |

- [Coursol 1980] J.COURSOL (1980) "Technique statistique des modèles linéaires".Nice: CIMPA
- [Demonchaux Zinger 1987] E.DEMONCHAUX, J.L ZINGER (1987) "Kx le manuel de référence"SEMA METRA
- [Diday 1987] E.DIDAY (1987) "Analyse des Données et systèmes Experts" Université Paris Dauphine
- [Ho Bao 1987] HO TU BAO (1987) "Systèmes Experts et Analyse de Données" Thèse de Doctorat de l'Université Paris 6
- [Lerman 1982] I.C LERMAN (1982) "Classification et analyse ordinaire des données" Dunod
- [Masson 1985] J.P.MASSON (1985) "Cours de DAA" Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Rennes
- [Modulad 1987] MODULAD (1987) "Bibliothèque pour l'analyse des données Manuel d'utilisation" INRIA
- [Ralambondrainy 1987] H.RALAMBONDRAINY (1987) "Génération de règles à partir de structures d'analyse de données" INRIA Rapports de recherche (à paraître)
- [Searle 1971] S.R.SEARLE (1971) "Linear Models" John Wiley & Sons

entree dans modl4 il reste : 11874.1793 sec
memoire reservee : 67952 necessaire : 3974 procedure rapide : 1
analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_BRAUDL71SAI.S

test d egalite des pentes par annulation des interactions
test d egalite des centres par annulation des criteres
sce residuelle : 0.73814E+08 ddl residuelle : 1451

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.8947E+05	.8794	2	1451	0.5820	DPNU_1 PENLYS71
0.2693E+07	26.47	2	1451	0.0000	DPNU_5 AVOINS71
0.1161E+06	1.142	2	1451	0.3199	DPNU_5 AVOINS72
0.5316E+05	.5225	2	1451	0.5989	DPNU_1 BARNAS71
0.1672E+05	.1643	2	1451	0.8496	DPNU_2 BOCTOS71
0.4387E+06	4.312	2	1451	0.0135	DPNU_5 VERGES71
0.8637E+06	8.489	2	1451	0.0003	DPNU_1 MENUES71
0.1034E+06	2.034	1	1451	0.1499	DPCH_7 ./GR5S71
0.1465E+07	28.80	1	1451	0.0000	DPCH_6 ./MAAS71
9790.	0.9623E-01	2	1451	0.9079	DPCH_5 COR.PS71
0.3354E+05	.6594	1	1451	0.5778	DPCH_6 MANDAS71
6135.	.1206	1	1451	0.7285	DPCH_5 AVOINS71
8672.	0.8523E-01	2	1451	0.9178	DPCH_3 ECHALS71
9711.	0.9545E-01	2	1451	0.9086	DPCH_1 VLEJUS71
0.2842E+06	2.793	2	1451	0.0599	DPFG_5 COR.PS71
0.1553E+05	.3053	1	1451	0.5877	DPFG_3 ARAMOS71
452.7	0.8899E-02	1	1451	0.9219	CAPA_AVELIL71GAVRE
4546.	0.8937E-01	1	1451	0.7628	CAPA_BOCTOL71MORBR
0.1203E+05	.2365	1	1451	0.6326	CAPA_BRAUDL71SAI.S
0.7331E+05	1.441	1	1451	0.2280	CAPA_BRAUDL72GRANZ
1485.	0.2920E-01	1	1451	0.8589	CAPA_CHANSL71QUINT
419.2	0.8241E-02	1	1451	0.9249	CAPA_CHESNL71MORBR
0.1008E+06	.9907	2	1451	0.6268	CAPA_COULAL72TAVEL
6.474	0.1273E-03	1	1451	0.9876	CAPA_CREYSL72GEN.P
0.3267E+06	6.422	1	1451	0.0110	CAPA_DISTRL72PICOC
0.1067E+06	2.098	1	1451	0.1435	CAPA_DOMLOL72MENUE
0.1385E+06	2.723	1	1451	0.0949	CAPA_EGUZOL71RUEYR
0.2763E+05	.5432	1	1451	0.5321	CAPA_HOUDRL71LOGEL
804.5	0.1581E-01	1	1451	0.8956	CAPA_LAVALL71QUINT
0.7745E+05	1.523	1	1451	0.2148	CAPA_MAMBEL71SIERE
1688.	0.3317E-01	1	1451	0.8500	CAPA_MQIS L71SAUCA
0.6075E+05	1.194	1	1451	0.2742	CAPA_ROUGEL72TOURB
0.2885E+05	.5670	1	1451	0.5421	CAPA_ROUGEL72ZTILL
0.3942E+06	3.874	2	1451	0.0206	CAPA_SSAVOL71VIGY
0.1600E+06	3.146	1	1451	0.0726	CAPA_VERGEL72VLERB

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_CIROLL71GAT15

test d egalite des pentes par annulation des interactions
 test d egalite des centres par annulation des criteres
 sce residuelle : 0.38684E+06 ddl residuelle : 1451

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
630.7	1.183	2	1451	0.3067	DPNU_1 PENLYS71
248.6	.4662	2	1451	0.6334	DPNU_5 AVOINS71
3328.	6.242	2	1451	0.0022	DPNU_5 AVOINS72
466.6	.8751	2	1451	0.5801	DPNU_1 BARNAS71
33.33	0.6251E-01	2	1451	0.9390	DPNU_2 BOCTOS71
4246.	7.963	2	1451	0.0005	DPNU_5 VERGES71
6266.	11.75	2	1451	0.0000	DPNU_1 MENUES71
697.3	2.615	1	1451	0.1018	DPCH_7 ./GRSS71
1261.	4.730	1	1451	0.0282	DPCH_6 ./MAAS71
2540.	4.763	2	1451	0.0088	DPCH_5 COR.PS71
1929.	7.235	1	1451	0.0072	DPCH_6 MANDAS71
164.7	.6178	1	1451	0.5622	DPCH_5 AVOINS71
124.5	.2336	2	1451	0.7947	DPCH_3 ECHALS71
0.2795E+07	5242.	2	1451	0.0000	DPCH_1 VLEJUS71
133.2	.2498	2	1451	0.7824	DPFG_5 COR.PS71
225.3	.8452	1	1451	0.6390	DPFG_3 ARAMOS71
2.410	0.9041E-02	1	1451	0.9213	CAPA_AVELIL71GAVRE
4.408	0.1653E-01	1	1451	0.8933	CAPA_BOCTOL71MORBR
594.4	2.229	1	1451	0.1313	CAPA_BRAUDL71SAI.S
1083.	4.062	1	1451	0.0416	CAPA_BRAUDL72GRANZ
11.66	0.4374E-01	1	1451	0.8291	CAPA_CHANSL71QUINT
16.04	0.6017E-01	1	1451	0.8018	CAPA_CHESNL71MORBR
193.5	.3630	2	1451	0.7010	CAPA_COULAL72TAVEL
92.72	.3478	1	1451	0.5629	CAPA_CREYSL72GEN.P
2227.	8.353	1	1451	0.0040	CAPA_DISTRL72PICOC
33.92	.1272	1	1451	0.7219	CAPA_DOMLOL72MENU
42.74	.1603	1	1451	0.6915	CAPA_EGUZOL71RUEYR
535.0	2.007	1	1451	0.1527	CAPA_HOUDRL71LOGEL
392.9	1.474	1	1451	0.2226	CAPA_LAVALL71QUINT
634.4	2.379	1	1451	0.1188	CAPA_MAMBEL71SIERE
3.615	0.1356E-01	1	1451	0.9034	CAPA_MQIS L71SAUCA
22.43	0.8412E-01	1	1451	0.7692	CAPA_ROUGEL72TOURB
670.9	2.517	1	1451	0.1086	CAPA_ROUGEL72ZTILL
.9467	0.1775E-02	2	1451	0.9984	CAPA_SSAVOL71VIGY
16.98	0.6367E-01	1	1451	0.7966	CAPA_VERGEL72VLERB

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_HAVR5L72ROUGE

test d egalite des pentes par annulation des interactions
test d egalite des centres par annulation des criteres
sce residuelle : 0.63787E+07 ddl residuelle : 1451

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
1247.	.1418	2	1451	0.8684	DPNU_1 PENLYS71
0.2357E+05	2.681	2	1451	0.0670	DPNU_5 AVOINS71
0.1193E+05	1.357	2	1451	0.2566	DPNU_5 AVOINS72
0.1752E+05	1.993	2	1451	0.1342	DPNU_1 BARNAS71
5291.	.6018	2	1451	0.5533	DPNU_2 BOCTOS71
0.1850E+05	2.104	2	1451	0.1199	DPNU_5 VERGES71
0.3785E+05	4.306	2	1451	0.0136	DPNU_1 MENUES71
0.1770E+06	40.27	1	1451	0.0000	DPCH_7 ./GR5S71
0.3670E+06	83.49	1	1451	0.0000	DPCH_6 ./MAAS71
7181.	.8168	2	1451	0.5545	DPCH_5 COR.PS71
93.39	0.2124E-01	1	1451	0.8792	DPCH_6 MANDAS71
1240.	.2820	1	1451	0.6022	DPCH_5 AVOINS71
3032.	.3449	2	1451	0.7135	DPCH_3 ECHALS71
3420.	.3890	2	1451	0.6834	DPCH_1 VLEJUS71
0.3973E+05	4.519	2	1451	0.0111	DPFG_5 COR.PS71
7268.	1.653	1	1451	0.1955	DPFG_3 ARAMOS71
7302.	1.661	1	1451	0.1945	CAPA_AVELIL71GAVRE
3498.	.7958	1	1451	0.6239	CAPA_BOCTOL71MORBR
85.36	0.1942E-01	1	1451	0.8844	CAPA_BRAUDL71SAI.S
6924.	1.575	1	1451	0.2068	CAPA_BRAUDL72GRANZ
.1128	0.2566E-04	1	1451	0.9917	CAPA_CHAN5L71QUINT
344.8	0.7844E-01	1	1451	0.7764	CAPA_CHESNL71MORBR
685.5	0.7797E-01	2	1451	0.9245	CAPA_COULAL72TAVEL
5962.	1.356	1	1451	0.2427	CAPA_CREYSL72GEN.P
0.4876E+05	11.09	1	1451	0.0011	CAPA_DISTRL72PICOC
434.1	0.9874E-01	1	1451	0.7518	CAPA_DOMLLOL72MENUE
0.1418E+05	3.226	1	1451	0.0690	CAPA_EGUZOL71RUEYR
478.8	.1089	1	1451	0.7406	CAPA_HOUDRL71LOGEL
660.3	.1502	1	1451	0.7004	CAPA_LAVALL71QUINT
769.0	.1749	1	1451	0.6792	CAPA_MAMBEL71SIERE
381.2	0.8671E-01	1	1451	0.7660	CAPA_MQIS L71SAUCA
3.176	0.7224E-03	1	1451	0.9767	CAPA_ROUGEL72TOURB
0.1156E+05	2.629	1	1451	0.1009	CAPA_ROUGEL72ZTILL
6918.	.7868	2	1451	0.5408	CAPA_SSAVOL71VIGY
5820.	1.324	1	1451	0.2486	CAPA_VERGEL72VLERB

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_VERGEL72VLERB

test d egalite des pentes par annulation des interactions

test d egalite des centres par annulation des criteres

sce residuelle : 0.19379E+09 ddl residuelle : 1451

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.9941E+05	.3722	2	1451	0.6947	DPNU_1 PENLYS71
0.1398E+08	52.34	2	1451	0.0000	DPNU_5 AVOINS71
0.2118E+08	79.31	2	1451	0.0000	DPNU_5 AVOINS72
0.1599E+06	.5987	2	1451	0.5551	DPNU_1 BARNAS71
0.2747E+05	.1028	2	1451	0.9020	DPNU_2 BOCTOS71
0.8531E+06	3.194	2	1451	0.0402	DPNU_5 VERGES71
0.4925E+07	18.44	2	1451	0.0000	DPNU_1 MENUES71
0.1211E+07	9.066	1	1451	0.0028	DPCH_7 ./GR5S71
0.1903E+06	1.425	1	1451	0.2307	DPCH_6 ./MAAS71
0.2208E+07	8.267	2	1451	0.0004	DPCH_5 COR.PS71
0.1230E+07	9.208	1	1451	0.0026	DPCH_6 MANDAS71
0.1678E+07	12.57	1	1451	0.0005	DPCH_5 AVOINS71
0.1205E+07	4.511	2	1451	0.0111	DPCH_3 ECHALS71
6340.	0.2374E-01	2	1451	0.9770	DPCH_1 VLEJUS71
0.4232E+07	15.84	2	1451	0.0000	DPFG_5 COR.PS71
0.1974E+06	1.478	1	1451	0.2219	DPFG_3 ARAMOS71
205.4	0.1538E-02	1	1451	0.9674	CAPA_AVELIL71GAVRE
7.977	0.5973E-04	1	1451	0.9899	CAPA_BOCTOL71MORBR
0.1857E+07	13.91	1	1451	0.0003	CAPA_BRAUDL71SAI.S
6307.	0.4723E-01	1	1451	0.8228	CAPA_BRAUDL72GRANZ
0.1954E+06	1.463	1	1451	0.2244	CAPA_CHAN5L71QUINT
0.3494E+05	.2616	1	1451	0.6154	CAPA_CHESNL71MORBR
0.9598E+06	3.593	2	1451	0.0271	CAPA_COULAL72TAVEL
0.3545E+05	.2654	1	1451	0.6129	CAPA_CREYSL72GEN.P
0.2195E+06	1.643	1	1451	0.1970	CAPA_DISTRL72PICOC
5236.	0.3921E-01	1	1451	0.8376	CAPA_DOMLOL72MENUE
0.6506E+05	.4871	1	1451	0.5076	CAPA_EGUZOL71RUEYR
0.9111E+05	.6822	1	1451	0.5860	CAPA_HOUDRL71LOGEL
0.2677E+06	2.004	1	1451	0.1530	CAPA_LAVALL71QUINT
772.0	0.5781E-02	1	1451	0.9373	CAPA_MAMBEL71SIERE
0.4618E+06	3.458	1	1451	0.0598	CAPA_MQIS L71SAUCA
0.1827E+05	.1368	1	1451	0.7127	CAPA_ROUGEL72TOURB
0.4111E+05	.3078	1	1451	0.5862	CAPA_ROUGEL72ZTILL
0.2596E+06	.9719	2	1451	0.6195	CAPA_SSAVOL71VIGY
0.3522E+06	2.637	1	1451	0.1003	CAPA_VERGEL72VLERB

```
regle 1
si DPNU_5 AVOINS71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -287.1071
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -668.8929

regle 2
si DPNU_5 AVOINS71 moyen
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a -19.9358
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -184.2032

regle 3
si DPNU_5 AVOINS72 faible
alors proba assez forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 3.4348
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -736.2609

regle 4
si DPNU_5 AVOINS72 moyen
alors proba assez forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -273.8456

regle 5
si DPNU_5 VERGES71 faible
alors proba assez forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -125.0000
et proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 5.8857

regle 6
si DPNU_5 VERGES71 moyen
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a -17.4297
et proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 4.6499

regle 7
si DPNU_1 MENUES71 faible
alors proba assez forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -110.8667
et proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 14.6000
et proba assez forte GMEX_HAVR5L72ROUGE inferieur a -2.7667
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -344.3667

regle 8
si DPNU_1 MENUES71 moyen
alors proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 2.0946
et proba moyenne GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 7.2430

regle 9
si DPCH_7 ./GR5S71 faible
alors proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 152.0714
et proba assez forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a 24.6786

regle 10
si DPCH_6 ./MAAS71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 51.9624
et proba moyenne GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 8.6316
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 79.1579

regle 11
si DPCH_5 COR.PS71 faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -366.9048

regle 12
si DPCH_5 COR.PS71 moyen
alors proba moyenne GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -129.4797

regle 13
si DPCH_6 MANDAS71 faible
alors proba assez forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 1.4286
et proba assez forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a 24.6786

regle 14
```

si DPCH_5 AVOINS71 faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -159.4752

regle 15
si DPCH_3 ECHALS71 faible
alors proba assez forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -355.2581

regle 16
si DPCH_3 ECHALS71 moyen
alors proba assez forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -78.3324

regle 17
si DPCH_1 VLEJUS71 faible
alors proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 305.8065

regle 18
si DPCH_1 VLEJUS71 moyen
alors proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a -0.0355

regle 19
si DPFPG_5 COR.PS71 faible
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -68.2308
et proba moyenne GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 54.3846
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -466.4231

regle 20
si DPFPG_5 COR.PS71 moyen
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 1.2879
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -119.9606

regle 21
si CAPA_BRAUDL71SAI.S faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -480.7143

regle 22
si CAPA_BRAUDL72GRANZ faible
alors proba moyenne GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a -11.1111

regle 23
si CAPA_COULAL72TAVEL faible
alors proba moyenne GMEX_VERGEL72VLERB superieur a 92.0000

regle 24
si CAPA_COULAL72TAVEL moyen
alors proba assez forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -152.3000

regle 25
si CAPA_DISTRL72PICOC faible
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -147.7143
et proba assez forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 10.6429
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE inferieur a -53.6429

regle 26
si CAPA_SSAVOL71VIGY moyen
alors proba assez forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 139.7857

tableau de frequences : regles * classes

regle 1 :	14	4	6	1	0	0	0	3	0
regle 2 :	272	43	19	10	10	11	5	4	6
regle 3 :	5	2	7	0	4	2	1	2	2
regle 4 :	197	43	21	9	10	3	6	7	5
regle 5 :	25	3	1	2	0	4	0	0	1
regle 6 :	328	17	14	11	2	2	3	0	3
regle 7 :	15	2	6	1	2	3	0	1	0
regle 8 :	312	34	15	9	8	6	4	3	4
regle 9 :	7	0	3	13	0	0	5	0	1
regle 10 :	78	0	14	15	2	16	7	1	7
regle 11 :	12	4	3	0	1	1	0	0	1
regle 12 :	269	32	12	12	5	6	6	2	4
regle 13 :	7	0	3	13	0	0	5	0	1
regle 14 :	360	41	18	16	10	8	4	4	2
regle 15 :	21	3	2	1	2	1	0	1	0
regle 16 :	291	26	9	12	2	2	4	1	0
regle 17 :	0	0	2	27	0	2	0	0	0
regle 18 :	297	17	8	2	7	5	2	0	3
regle 19 :	16	0	5	2	1	1	0	1	0
regle 20 :	273	19	12	9	5	5	3	4	2
regle 21 :	7	4	1	1	0	0	1	0	2
regle 22 :	5	2	1	0	1	0	0	0	1
regle 23 :	0	0	0	0	0	0	0	1	0
regle 24 :	24	2	2	2	0	0	0	0	0
regle 25 :	10	0	1	1	1	1	0	0	0
regle 26 :	10	1	0	0	0	2	0	1	0

impression des numeros de regles

classe: 1
regles : 14 6 8 18 16 20 2 12 4 10 5 24 15 19 7 1 11
regles : 21 13 22 3

classe: 2
regles : 4 2 14 8 12 16 20 6 18 11 21 1 5 15 22 24 3

classe: 3
regles : 4 2 14 8 6 10 12 20 16 18 3 1 7 19 9 11 13
regles : 21 22 5 25

classe: 4
regles : 17 14 10 13 9 16 12 6 2 8 4 20 18 19 24 5 21
regles : 7

classe: 5
regles : 14 2 4 8 18 20 12 3 16 10 6 15 7 19 11 22 25

classe: 6
regles : 10 2 14 8 12 18 20 5 4 7 16 17 26 6 3 19 11

classe: 7
regles : 10 4 12 2 13 9 8 16 14 20 6 18 21 3

classe: 8
regles : 4 20 2 14 8 1 3 12 16 19 10 23 26 15 7

classe: 9
regles : 10 2 4 12 8 18 6 20 21 14 3 9 11 5 13 22

creation de 8 interactions a 2 facteurs
creation de 0 interactions a 3 facteurs

2 23 0
3 23 0
6 8 0
6 11 0
8 9 0
8 11 0
9 11 0
13 23 0

!! reste : 11599.4226
facteur : 4
temps estime : 1099.0268

memoire reservee : 67952 necessaire : 7194 procedure rapide : 1
 analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_BRAUDL71SAI.S

test d egalite des pentes par annulation des interactions
 test d egalite des centres par annulation des criteres
 sce residuelle : 0.70472E+08 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.1247E+06	1.276	2	1442	0.2790	DPNU_5 AVOINS71
					* CAPA_COULAL72TAVEL
0.3175E+05	.6496	1	1442	0.5742	DPNU_5 AVOINS72
					* CAPA_COULAL72TAVEL
0.1865E+07	19.08	2	1442	0.0000	DPNU_5 VERGES71
					* DPCH_7 ./GR5S71
0.3663E+05	.3748	2	1442	0.6929	DPNU_5 VERGES71
					* DPCH_6 MANDAS71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_7 ./GR5S71
					* DPCH_6 ./MAAS71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_7 ./GR5S71
					* DPCH_6 MANDAS71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_6 ./MAAS71
					* DPCH_6 MANDAS71
1323.	0.1353E-01	2	1442	0.9873	DPCH_3 ECHALS71
					* CAPA_COULAL72TAVEL
0.8577E+05	.8775	2	1442	0.5812	DPNU_1 PENLYS71
0.7744E+05	.7923	2	1442	0.5433	DPNU_5 AVOINS71
0.9434E+05	.9652	2	1442	0.6169	DPNU_5 AVOINS72
0.5075E+05	.5192	2	1442	0.6009	DPNU_1 BARNAS71
0.1954E+05	.1999	2	1442	0.8209	DPNU_2 BOCTOS71
0.2610E+07	26.70	2	1442	0.0000	DPNU_5 VERGES71
0.9059E+06	9.268	2	1442	0.0001	DPNU_1 MENUES71
0.1264E+07	25.86	1	1442	0.0000	DPCH_7 ./GR5S71
0.1406E+07	28.76	1	1442	0.0000	DPCH_6 ./MAAS71
0.1563E+05	.1599	2	1442	0.8532	DPCH_5 COR.PS71
9856.	.2017	1	1442	0.6580	DPCH_6 MANDAS71
0.2172E+05	.4444	1	1442	0.5125	DPCH_5 AVOINS71
1679.	0.1718E-01	2	1442	0.9836	DPCH_3 ECHALS71
0.1246E+05	.1275	2	1442	0.8805	DPCH_1 VLEJUS71
0.2674E+06	2.736	2	1442	0.0634	DPFG_5 COR.PS71
0.1590E+05	.3253	1	1442	0.5758	DPFG_3 ARAMOS71
149.2	0.3053E-02	1	1442	0.9546	CAPA_AVELIL71GAVRE
0.1234E+05	.2525	1	1442	0.6215	CAPA_BOCTOL71MORBR
0.1317E+05	.2695	1	1442	0.6102	CAPA_BRAUDL71SAI.S
0.7690E+05	1.574	1	1442	0.2071	CAPA_BRAUDL72GRANZ
401.3	0.8211E-02	1	1442	0.9251	CAPA_CHANSL71QUINT
313.5	0.6414E-02	1	1442	0.9339	CAPA_CHESNL71MORBR
0.1227E+05	.1255	2	1442	0.8822	CAPA_COULAL72TAVEL
7897.	.1616	1	1442	0.6904	CAPA_CREYSL72GEN.P
0.3192E+06	6.531	1	1442	0.0104	CAPA_DISTRL72PICOC
0.1106E+06	2.263	1	1442	0.1284	CAPA_DOML0L72MENUE
0.1453E+06	2.973	1	1442	0.0809	CAPA_EGUZOL71RUEYR
0.2960E+05	.6056	1	1442	0.5575	CAPA_HOUDRL71LOGEL
483.0	0.9883E-02	1	1442	0.9177	CAPA_LAVALL71QUINT
0.8982E+05	1.838	1	1442	0.1717	CAPA_MAMBEL71SIERE
4039.	0.8265E-01	1	1442	0.7710	CAPA_MQIS L71SAUCA
0.6166E+05	1.262	1	1442	0.2605	CAPA_ROUGEL72TOURB
0.2603E+05	.5327	1	1442	0.5277	CAPA_ROUGEL72ZTILL
0.4000E+06	4.092	2	1442	0.0167	CAPA_SSAVOL71VIGY
0.1938E+06	3.966	1	1442	0.0440	CAPA_VERGEL72VLERB

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_CIROLL71GATI5

test d egalite des pentes par annulation des interactions
 test d egalite des centres par annulation des criteres
 sce residuelle : 0.38274E+06 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
60.80	.1145	2	1442	0.8917	DPNU_5 AVOINS71
184.5	.6952	1	1442	0.5906	* CAPA_COULAL72TAVEL DPNU_5 AVOINS72
2323.	4.377	2	1442	0.0127	* CAPA_COULAL72TAVEL DPNU_5 VERGES71
998.6	1.881	2	1442	0.1503	* DPCH_7 ./GR5S71 DPNU_5 VERGES71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	* DPCH_6 MANDAS71 DPCH_7 ./GR5S71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	* DPCH_6 ./MAAS71 DPCH_7 ./GR5S71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	* DPCH_6 MANDAS71 DPCH_6 ./MAAS71
16.82	0.3168E-01	2	1442	0.9690	* DPCH_6 MANDAS71 DPCH_3 ECHALS71 * CAPA_COULAL72TAVEL
670.5	1.263	2	1442	0.2826	DPNU_1 PENLYS71
25.43	0.4791E-01	2	1442	0.9530	DPNU_5 AVOINS71
984.5	1.855	2	1442	0.1544	DPNU_5 AVOINS72
535.9	1.010	2	1442	0.3661	DPNU_1 BARNAS71
75.02	.1413	2	1442	0.8687	DPNU_2 BOCTOS71
1501.	2.828	2	1442	0.0579	DPNU_5 VERGES71
5649.	10.64	2	1442	0.0000	DPNU_1 MENUES71
197.9	.7456	1	1442	0.6077	DPCH_7 ./GR5S71
1156.	4.354	1	1442	0.0350	DPCH_6 ./MAAS71
2513.	4.733	2	1442	0.0090	DPCH_5 COR.PS71
49.69	.1872	1	1442	0.6692	DPCH_6 MANDAS71
176.5	.6651	1	1442	0.5798	DPCH_5 AVOINS71
31.75	0.5981E-01	2	1442	0.9415	DPCH_3 ECHALS71
0.2777E+07	5231.	2	1442	0.0000	DPCH_1 VLEJUS71
158.3	.2983	2	1442	0.7465	DPFG_5 COR.PS71
261.7	.9859	1	1442	0.6782	DPFG_3 ARAMOS71
3.582	0.1350E-01	1	1442	0.9036	CAPA_AVELIL71GAVRE
0.1933E-01	0.7284E-04	1	1442	0.9894	CAPA_BOCTOL71MORBR
621.6	2.342	1	1442	0.1218	CAPA_BRAUDL71SAI.S
1079.	4.064	1	1442	0.0415	CAPA_BRAUDL72GRANZ
5.335	0.2010E-01	1	1442	0.8824	CAPA_CHANSL71QUINT
15.40	0.5802E-01	1	1442	0.8051	CAPA_CHESNL71MORBR
85.42	.1609	2	1442	0.8524	CAPA_COULAL72TAVEL
120.8	.4551	1	1442	0.5074	CAPA_CREYSL72GEN.P
2323.	8.752	1	1442	0.0033	CAPA_DISTRL72PICOC
35.19	.1326	1	1442	0.7167	CAPA_DOMLOL72MENUE
44.41	.1673	1	1442	0.6855	CAPA_EGUZOL71RUEYR
545.1	2.054	1	1442	0.1479	CAPA_HOUDRL71LOGEL
391.9	1.477	1	1442	0.2221	CAPA_LAVALL71QUINT
626.8	2.361	1	1442	0.1202	CAPA_MAMBEL71SIERE
.7221	0.2721E-02	1	1442	0.9571	CAPA_MQIS L71SAUCA
21.91	0.8255E-01	1	1442	0.7711	CAPA_ROUGEL72TOURB
641.4	2.417	1	1442	0.1159	CAPA_ROUGEL72ZTILL
4.475	0.8430E-02	2	1442	0.9923	CAPA_SSAVOL71VIGY
44.71	.1684	1	1442	0.6846	CAPA_VERGEL72VLERB

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_HAVR5L72ROUGE

test d egalite des pentes par annulation des interactions
 test d egalite des centres par annulation des criteres
 sce residuelle : 0.63229E+07 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
760.9	0.8676E-01	2	1442	0.9164	DPNU_5 AVOINS71
					* CAPA_COULAL72TAVEL
83.11	0.1895E-01	1	1442	0.8858	DPNU_5 AVOINS72
					* CAPA_COULAL72TAVEL
0.3588E+05	4.092	2	1442	0.0167	DPNU_5 VERGES71
					* DPCH_7 ./GR5S71
3692.	.4210	2	1442	0.6622	DPNU_5 VERGES71
					* DPCH_6 MANDAS71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_7 ./GR5S71
					* DPCH_6 ./MAAS71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_7 ./GR5S71
					* DPCH_6 MANDAS71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_6 ./MAAS71
					* DPCH_6 MANDAS71
234.3	0.2672E-01	2	1442	0.9740	DPCH_3 ECHALS71
					* CAPA_COULAL72TAVEL
1286.	.1467	2	1442	0.8642	DPNU_1 PENLYS71
461.1	0.5257E-01	2	1442	0.9485	DPNU_5 AVOINS71
0.1079E+05	1.231	2	1442	0.2920	DPNU_5 AVOINS72
0.1711E+05	1.951	2	1442	0.1400	DPNU_1 BARNAS71
6092.	.6947	2	1442	0.5040	DPNU_2 BOCTOS71
0.4574E+05	5.215	2	1442	0.0057	DPNU_5 VERGES71
0.4290E+05	4.892	2	1442	0.0078	DPNU_1 MENUES71
0.3351E+05	7.643	1	1442	0.0058	DPCH_7 ./GR5S71
0.3636E+06	82.92	1	1442	0.0000	DPCH_6 ./MAAS71
7560.	.8620	2	1442	0.5745	DPCH_5 COR.PS71
2002.	.4565	1	1442	0.5067	DPCH_6 MANDAS71
1671.	.3810	1	1442	0.5447	DPCH_5 AVOINS71
115.7	0.1319E-01	2	1442	0.9876	DPCH_3 ECHALS71
2875.	.3278	2	1442	0.7254	DPCH_1 VLEJUS71
0.4066E+05	4.637	2	1442	0.0099	DPFG_5 COR.PS71
7894.	1.800	1	1442	0.1762	DPFG_3 ARAMOS71
6827.	1.557	1	1442	0.2095	CAPA_AVELIL71GAVRE
2591.	.5910	1	1442	0.5517	CAPA_BOCTOL71MORBR
103.0	0.2349E-01	1	1442	0.8731	CAPA_BRAUDL71SAI.S
7226.	1.648	1	1442	0.1963	CAPA_BRAUDL72GRANZ
0.3815E-02	0.8701E-06	1	1442	1.0000	CAPA_CHAN5L71QUINT
380.5	0.8678E-01	1	1442	0.7659	CAPA_CHESNL71MORBR
275.6	0.3142E-01	2	1442	0.9693	CAPA_COULAL72TAVEL
3840.	.8757	1	1442	0.6480	CAPA_CREYSL72GEN.P
0.4884E+05	11.14	1	1442	0.0010	CAPA_DISTRL72PICOC
397.3	0.9060E-01	1	1442	0.7613	CAPA_DOMLOL72MENUE
0.1462E+05	3.334	1	1442	0.0646	CAPA_EGUZOL71RUEYR
474.0	.1081	1	1442	0.7415	CAPA_HOUDRL71LOGEL
634.6	.1447	1	1442	0.7053	CAPA_LAVALL71QUINT
562.4	.1283	1	1442	0.7209	CAPA_MAMBEL71SIERE
553.7	.1263	1	1442	0.7228	CAPA_MQIS L71SAUCA
16.75	0.3820E-02	1	1442	0.9492	CAPA_ROUGEL72TOURB
0.1144E+05	2.610	1	1442	0.1021	CAPA_ROUGEL72ZTILL
6750.	.7697	2	1442	0.5328	CAPA_SSAVOL71VIGY
4707.	1.073	1	1442	0.3010	CAPA_VERGEL72VLERB

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_VERGEL72VLERB

test d egalite des pentes par annulation des interactions
 test d egalite des centres par annulation des criteres
 sce residuelle : 0.19165E+09 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.6818E+06	2.565	2	1442	0.0753	DPNU_5 AVOINS71
					* CAPA_COULAL72TAVEL
0.7664E+06	5.766	1	1442	0.0157	DPNU_5 AVOINS72
					* CAPA_COULAL72TAVEL
0.1115E+06	.4196	2	1442	0.6631	DPNU_5 VERGES71
					* DPCH_7 ./GR5S71
0.6698E+05	.2520	2	1442	0.7807	DPNU_5 VERGES71
					* DPCH_6 MANDAS71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_7 ./GR5S71
					* DPCH_6 ./MAAS71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_7 ./GR5S71
					* DPCH_6 MANDAS71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_6 ./MAAS71
					* DPCH_6 MANDAS71
0.4093E+05	.1540	2	1442	0.8581	DPCH_3 ECHALS71
					* CAPA_COULAL72TAVEL
0.8872E+05	.3338	2	1442	0.7212	DPNU_1 PENLYS71
0.9150E+06	3.442	2	1442	0.0315	DPNU_5 AVOINS71
0.2969E+07	11.17	2	1442	0.0000	DPNU_5 AVOINS72
0.1536E+06	.5780	2	1442	0.5667	DPNU_1 BARNAS71
0.2589E+05	0.9742E-01	2	1442	0.9068	DPNU_2 BOCTOS71
0.1938E+05	0.7290E-01	2	1442	0.9292	DPNU_5 VERGES71
0.4914E+07	18.49	2	1442	0.0000	DPNU_1 MENUES71
0.3999E+06	3.009	1	1442	0.0791	DPCH_7 ./GR5S71
0.1949E+06	1.467	1	1442	0.2238	DPCH_6 ./MAAS71
0.2243E+07	8.439	2	1442	0.0003	DPCH_5 COR.PS71
0.4736E+06	3.563	1	1442	0.0561	DPCH_6 MANDAS71
0.1802E+07	13.56	1	1442	0.0003	DPCH_5 AVOINS71
0.5267E+05	.1981	2	1442	0.8223	DPCH_3 ECHALS71
1301.	0.4894E-02	2	1442	0.9957	DPCH_1 VLEJUS71
0.4298E+07	16.17	2	1442	0.0000	DPFG_5 COR.PS71
0.2454E+06	1.847	1	1442	0.1706	DPFG_3 ARAMOS71
14.32	0.1078E-03	1	1442	0.9882	CAPA_AVELIL71GAVRE
460.0	0.3461E-02	1	1442	0.9516	CAPA_BOCTOL71MORBR
0.1827E+07	13.74	1	1442	0.0003	CAPA_BRAUDL71SAI.S
6711.	0.5049E-01	1	1442	0.8172	CAPA_BRAUDL72GRANZ
0.1503E+06	1.131	1	1442	0.2879	CAPA_CHANSL71QUINT
0.2469E+05	.1857	1	1442	0.6704	CAPA_CHESNL71MORBR
0.1394E+06	.5243	2	1442	0.5979	CAPA_COULAL72TAVEL
0.5994E+05	.4510	1	1442	0.5093	CAPA_CREYSL72GEN.P
0.2312E+06	1.739	1	1442	0.1840	CAPA_DISTRL72PICOC
6262.	0.4712E-01	1	1442	0.8230	CAPA_DOMLOL72MENUE
0.6810E+05	.5124	1	1442	0.5189	CAPA_EGUZOL71RUEYR
0.8796E+05	.6618	1	1442	0.5786	CAPA_HOUDRL71LOGEL
0.2298E+06	1.729	1	1442	0.1853	CAPA_LAVALL71QUINT
588.1	0.4425E-02	1	1442	0.9453	CAPA_MAMBEL71SIERE
0.5926E+06	4.459	1	1442	0.0329	CAPA_MQIS L71SAUCA
0.2022E+05	.1521	1	1442	0.6987	CAPA_ROUGEL72TOURB
0.4425E+05	.3329	1	1442	0.5714	CAPA_ROUGEL72ZTILL
0.2546E+06	.9579	2	1442	0.6141	CAPA_SSAVOL71VIGY
0.3699E+06	2.783	1	1442	0.0913	CAPA_VERGEL72VLERB

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_BRAUDL71SAI.S

test d effet global des criteres par annulation successive
des groupes de coefficients ou interviennent ces criteres
sce residuelle : 0.70472E+08 ddi residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.2021E+06	1.034	4	1442	0.3889	DPNU_5 AVOINS71
0.1261E+06	.8600	3	1442	0.5364	DPNU_5 AVOINS72
0.4511E+07	15.39	6	1442	0.0000	DPNU_5 VERGES71
0.3129E+07	21.34	3	1442	0.0000	DPCH_7 ./GR5S71
0.1406E+07	28.76	1	1442	0.0000	DPCH_6 ./MAAS71
0.4649E+05	.3171	3	1442	0.8155	DPCH_6 MANDAS71
3002.	0.1536E-01	4	1442	0.9984	DPCH_3 ECHALS71
0.1700E+06	.4970	7	1442	0.8384	CAPA_COULAL72TAVEL

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_CIROLL71GATI5

test d effet global des criteres par annulation successive
des groupes de coefficients ou interviennent ces criteres
sce residuelle : 0.38274E+06 ddi residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
86.23	0.8122E-01	4	1442	0.9850	DPNU_5 AVOINS71
1169.	1.468	3	1442	0.2200	DPNU_5 AVOINS72
4823.	3.029	6	1442	0.0062	DPNU_5 VERGES71
2521.	3.166	3	1442	0.0234	DPCH_7 ./GR5S71
1156.	4.354	1	1442	0.0350	DPCH_6 ./MAAS71
1048.	1.317	3	1442	0.2665	DPCH_6 MANDAS71
48.57	0.4575E-01	4	1442	0.9936	DPCH_3 ECHALS71
347.6	.1871	7	1442	0.9869	CAPA_COULAL72TAVEL

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_HAVR5L72ROUGE

test d effet global des criteres par annulation successive
des groupes de coefficients ou interviennent ces criteres
sce residuelle : 0.63229E+07 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
1222.	0.6967E-01	4	1442	0.9881	DPNU_5 AVOINS71
0.1088E+05	.8269	3	1442	0.5184	DPNU_5 AVOINS72
0.8531E+05	3.243	6	1442	0.0037	DPNU_5 VERGES71
0.6940E+05	5.275	3	1442	0.0014	DPCH_7 ./GR5S71
0.3636E+06	82.92	1	1442	0.0000	DPCH_6 ./MAAS71
5694.	.4328	3	1442	0.7334	DPCH_6 MANDAS71
350.1	0.1996E-01	4	1442	0.9979	DPCH_3 ECHALS71
1354.	0.4411E-01	7	1442	0.9997	CAPA_COULAL72TAVEL

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_VERGEL72VLERB

test d effet global des criteres par annulation successive
des groupes de coefficients ou interviennent ces criteres
sce residuelle : 0.19165E+09 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.1597E+07	3.004	4	1442	0.0175	DPNU_5 AVOINS71
0.3735E+07	9.368	3	1442	0.0000	DPNU_5 AVOINS72
0.1979E+06	.2482	6	1442	0.9588	DPNU_5 VERGES71
0.5114E+06	1.283	3	1442	0.2780	DPCH_7 ./GR5S71
0.1949E+06	1.467	1	1442	0.2238	DPCH_6 ./MAAS71
0.5406E+06	1.356	3	1442	0.2536	DPCH_6 MANDAS71
0.9360E+05	.1761	4	1442	0.9483	DPCH_3 ECHALS71
0.1628E+07	1.750	7	1442	0.0928	CAPA_COULAL72TAVEL

regle 1
si DPNU_5 AVOINS72 faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -736.2609

regle 2
si DPNU_5 AVOINS72 moyen
alors proba assez forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -273.8456

regle 3
si DPNU_5 VERGES71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -125.0000
et proba assez forte GMEX_HAVR5L72ROUGE inferieur a -7.6571

regle 4
si DPNU_5 VERGES71 moyen
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a -17.4297
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 6.7029

regle 5
si DPNU_1 MENUES71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -110.8667
et proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 14.6000
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE inferieur a -2.7667
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -344.3667

regle 6
si DPNU_1 MENUES71 moyen
alors proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 2.0946
et proba moyenne GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 7.2430

regle 7
si DPCH_7 ./GR5S71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -8.0000
et proba assez forte GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 152.0714

regle 8
si DPCH_6 ./MAAS71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 51.9624
et proba moyenne GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 8.6316
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 79.1579

regle 9
si DPCH_5 COR.PS71 faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -366.9048

regle 10
si DPCH_5 COR.PS71 moyen
alors proba moyenne GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -129.4797

regle 11
si DPCH_5 AVOINS71 faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -159.4752

regle 12
si DPCH_1 VLEJUS71 faible
alors proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 305.8065

regle 13
si DPCH_1 VLEJUS71 moyen
alors proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a -0.0355

regle 14
si DPFPG_5 COR.PS71 faible
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -68.2308
et proba moyenne GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 54.3846
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -466.4231

regle 15
si DPGF_5 COR.PS71 moyen
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 1.2879
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -119.9606

regle 16
si CAPA_BRAUDL71SAI.S faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -480.7143

regle 17
si CAPA_BRAUDL72GRANZ faible
alors proba moyenne GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a -11.1111

regle 18
si CAPA_DISTRL72PICOC faible
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -147.7143
et proba assez forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 10.6429
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE inferieur a -53.6429

regle 19
si CAPA_MQIS L71SAUCA faible
alors proba moyenne GMEX_VERGEL72VLERB superieur a 33.2667

regle 20
si CAPA_SSAVOL71VIGY moyen
alors proba assez forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 139.7857

regle 21
si CAPA_VERGEL72VLERB faible
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -120.7059

regle 23
si DPNU_5 VERGES71 faible
et DPCH_7 ./GR5S71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -1350.0000
et proba moyenne GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 0.0000
et proba moyenne GMEX_HAVR5L72ROUGE inferieur a 0.0000

regle 24
si DPNU_5 VERGES71 moyen
et DPCH_7 ./GR5S71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 165.0667
et proba assez forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 2.6667
et proba assez forte GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 180.6667

tableau de frequences : regles * classes

regle 1 :	5	2	7	0	4	2	1	2	2
regle 2 :	197	43	21	9	10	3	6	7	5
regle 3 :	25	3	1	2	0	4	0	0	1
regle 4 :	328	17	14	11	2	2	3	0	3
regle 5 :	15	2	6	1	2	3	0	1	0
regle 6 :	312	34	15	9	8	6	4	3	4
regle 7 :	7	0	3	13	0	0	5	0	1
regle 8 :	78	0	14	15	2	16	7	1	7
regle 9 :	12	4	3	0	1	1	0	0	1
regle 10 :	269	32	12	12	5	6	6	2	4
regle 11 :	360	41	18	16	10	8	4	4	2
regle 12 :	0	0	2	27	0	2	0	0	0
regle 13 :	297	17	8	2	7	5	2	0	3
regle 14 :	16	0	5	2	1	1	0	1	0
regle 15 :	273	19	12	9	5	5	3	4	2
regle 16 :	7	4	1	1	0	0	1	0	2
regle 17 :	5	2	1	0	1	0	0	0	1
regle 18 :	10	0	1	1	1	1	0	0	0
regle 19 :	11	1	1	0	0	1	1	0	1
regle 20 :	10	1	0	0	0	2	0	1	0
regle 21 :	10	4	1	0	0	0	2	0	0
regle 22 :	0	0	0	0	0	0	0	0	0
regle 23 :	1	0	0	1	0	0	0	0	0
regle 24 :	4	0	3	5	0	0	3	0	1

impression des numeros de regles

- classe: 1
regles : 11 4 6 13 15 10 2 8 3 14 5 9 19 18 20 21 16
regles : 24 23
- classe: 2
regles : 2 11 6 10 15 4 13 16 9 21 3 17 5 1 19 20
- classe: 3
regles : 2 11 6 8 4 10 15 13 1 5 14 9 24 7 12 16 17
regles : 3
- classe: 4
regles : 12 11 8 7 10 4 2 15 6 24 13 14 3 16 18 5 23
- classe: 5
regles : 2 11 6 13 10 15 1 8 5 4 18 9 17 14
- classe: 6
regles : 8 11 10 6 15 13 3 5 2 4 20 12 1 18 19 9 14
- classe: 7
regles : 8 2 10 7 6 11 4 24 15 21 13 16 19 1
- classe: 8
regles : 2 11 15 6 1 10 5 8 20 14
- classe: 9
regles : 8 2 6 10 13 4 11 1 16 15 17 9 19 24 7 3
- creation de 3 interactions a 2 facteurs
- creation de 2 interactions a 3 facteurs

3 23 0
6 8 0
8 9 0

memoire reservee : 67952 necessaire : 5664 procedure rapide : 1
 analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_BRAUDL71SAI.S

test d egalite des pentes par annulation des interactions
 test d egalite des centres par annulation des criteres
 sce residuelle : 0.69502E+08 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.8491E+06	4.404	4	1442	0.0017	DPNU_5 VERGES71 * DPNU_1 MENUES71 * DPCH_7 ./GR5S71
0.2349E+06	2.437	2	1442	0.0856	DPNU_5 VERGES71 * DPCH_7 ./GR5S71 * DPCH_6 ./MAAS71
0.5365E+05	1.113	1	1442	0.2919	DPNU_5 AVOINS72 * CAPA_COULAL72TAVEL
0.3484E+07	36.14	2	1442	0.0000	DPNU_5 VERGES71 * DPCH_7 ./GR5S71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_7 ./GR5S71 * DPCH_6 ./MAAS71
0.1153E+06	1.197	2	1442	0.3024	DPNU_1 PENLYS71
0.2079E+07	21.57	2	1442	0.0000	DPNU_5 AVOINS71
0.1273E+06	1.320	2	1442	0.2665	DPNU_5 AVOINS72
0.3961E+05	.4109	2	1442	0.6688	DPNU_1 BARNAS71
0.2654E+05	.2753	2	1442	0.7633	DPNU_2 BOCTOS71
0.1669E+07	17.31	2	1442	0.0000	DPNU_5 VERGES71
0.6448E+06	6.689	2	1442	0.0015	DPNU_1 MENUES71
0.1647E+07	34.18	1	1442	0.0000	DPCH_7 ./GR5S71
0.4624E+06	9.594	1	1442	0.0022	DPCH_6 ./MAAS71
0.1625E+05	.1686	2	1442	0.8461	DPCH_5 COR.PS71
0.3154E+05	.6544	1	1442	0.5759	DPCH_6 MANDAS71
0.1173E+05	.2433	1	1442	0.6278	DPCH_5 AVOINS71
8340.	0.8652E-01	2	1442	0.9167	DPCH_3 ECHALS71
0.1261E+05	.1308	2	1442	0.8776	DPCH_1 VLEJUS71
0.2796E+06	2.901	2	1442	0.0538	DPFG_5 COR.PS71
0.1869E+05	.3878	1	1442	0.5411	DPFG_3 ARAMOS71
645.0	0.1338E-01	1	1442	0.9040	CAPA_AVELIL71GAVRE
0.1257E+05	.2608	1	1442	0.6160	CAPA_BOCTOL71MORBR
0.1053E+05	.2184	1	1442	0.6455	CAPA_BRAUDL71SAI.S
0.7272E+05	1.509	1	1442	0.2170	CAPA_BRAUDL72GRANZ
524.0	0.1087E-01	1	1442	0.9136	CAPA_CHAN5L71QUINT
84.05	0.1744E-02	1	1442	0.9654	CAPA_CHESNL71MORBR
0.1350E+06	1.400	2	1442	0.2456	CAPA_COULAL72TAVEL
0.1134E+05	.2353	1	1442	0.6334	CAPA_CREYSL72GEN.P
0.3200E+06	6.640	1	1442	0.0098	CAPA_DISTRL72PICOC
0.1004E+06	2.082	1	1442	0.1450	CAPA_DOML0L72MENUE
0.1313E+06	2.723	1	1442	0.0949	CAPA_EGUZOL71RUEYR
0.2287E+05	.4746	1	1442	0.5018	CAPA_HOUDRL71LOGEL
452.9	0.9397E-02	1	1442	0.9197	CAPA_LAVALL71QUINT
0.6860E+05	1.423	1	1442	0.2310	CAPA_MAMBEL71SIERE
1922.	0.3989E-01	1	1442	0.8363	CAPA_MQIS L71SAUCA
0.6789E+05	1.409	1	1442	0.2335	CAPA_ROUGEL72TOURB
0.2967E+05	.6155	1	1442	0.5613	CAPA_ROUGEL72ZTILL
0.3691E+06	3.829	2	1442	0.0216	CAPA_SSAVOL71VIGY
0.1905E+06	3.953	1	1442	0.0444	CAPA_VERGEL72VLERB

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_CIROLL71GATI5

test d egalite des pentes par annulation des interactions

test d egalite des centres par annulation des criteres

sce residuelle : 0.35071E+06 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
5879.	6.043	4	1442	0.0001	DPNU_5 VERGES71 * DPNU_1 MENUES71 * DPCH_7 ./GR5S71
0.2715E+05	55.82	2	1442	0.0000	DPNU_5 VERGES71 * DPCH_7 ./GR5S71 * DPCH_6 ./MAAS71
93.47	.3843	1	1442	0.5429	DPNU_5 AVOINS72 * CAPA_COULAL72TAVEL
4867.	10.01	2	1442	0.0001	DPNU_5 VERGES71 * DPCH_7 ./GR5S71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_7 ./GR5S71 * DPCH_6 ./MAAS71
1148.	2.360	2	1442	0.0926	DPNU_1 PENLYS71
431.4	.8868	2	1442	0.5851	DPNU_5 AVOINS71
1008.	2.072	2	1442	0.1238	DPNU_5 AVOINS72
519.2	1.067	2	1442	0.3452	DPNU_1 BARNAS71
19.60	0.4028E-01	2	1442	0.9605	DPNU_2 BOCTOS71
8140.	16.73	2	1442	0.0000	DPNU_5 VERGES71
1591.	3.271	2	1442	0.0373	DPNU_1 MENUES71
5079.	20.88	1	1442	0.0000	DPCH_7 ./GR5S71
0.2185E+05	89.85	1	1442	0.0000	DPCH_6 ./MAAS71
1775.	3.648	2	1442	0.0257	DPCH_5 COR.PS71
1665.	6.848	1	1442	0.0088	DPCH_6 MANDAS71
41.91	.1723	1	1442	0.6813	DPCH_5 AVOINS71
144.1	.2963	2	1442	0.7479	DPCH_3 ECHALS71
0.2823E+07	5803.	2	1442	0.0000	DPCH_1 VLEJUS71
314.1	.6458	2	1442	0.5295	DPFG_5 COR.PS71
462.8	1.903	1	1442	0.1641	DPFG_3 ARAMOS71
11.50	0.4728E-01	1	1442	0.8227	CAPA_AVELIL71GAVRE
.9058	0.3724E-02	1	1442	0.9498	CAPA_BOCTOL71MORBR
595.1	2.447	1	1442	0.1136	CAPA_BRAUDL71SAI.S
1085.	4.461	1	1442	0.0329	CAPA_BRAUDL72GRANZ
9.180	0.3775E-01	1	1442	0.8405	CAPA_CHANSL71QUINT
4.687	0.1927E-01	1	1442	0.8848	CAPA_CHESNL71MORBR
31.49	0.6474E-01	2	1442	0.9369	CAPA_COULAL72TAVEL
11.19	0.4602E-01	1	1442	0.8250	CAPA_CREYSL72GEN.P
2448.	10.07	1	1442	0.0017	CAPA_DISTRL72PICOC
29.57	.1216	1	1442	0.7275	CAPA_DOMLOL72MENUUE
28.81	.1185	1	1442	0.7307	CAPA_EGUZOL71RUEYR
429.4	1.765	1	1442	0.1806	CAPA_HOUDRL71LOGEL
397.4	1.634	1	1442	0.1983	CAPA_LAVALL71QUINT
608.8	2.503	1	1442	0.1095	CAPA_MAMBEL71SIERE
0.1199E-01	0.4931E-04	1	1442	0.9904	CAPA_MQIS L71SAUCA
31.77	.1306	1	1442	0.7186	CAPA_ROUGEL72TOURB
662.3	2.723	1	1442	0.0949	CAPA_ROUGEL72ZTILL
.3375	0.6939E-03	2	1442	0.9993	CAPA_SSAVOL71VIGY
72.56	.2983	1	1442	0.5920	CAPA_VERGEL72VLERB

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_HAVR5L72ROUGE

test d egalite des pentes par annulation des interactions
 test d egalite des centres par annulation des criteres
 sce residuelle : 0.61309E+07 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.5017E+05	2.950	4	1442	0.0192	DPNU_5 VERGES71 * DPNU_1 MENUES71 * DPCH_7 ./GR5S71
0.1414E+06	16.63	2	1442	0.0000	DPNU_5 VERGES71 * DPCH_7 ./GR5S71 * DPCH_6 ./MAAS71
55.50	0.1305E-01	1	1442	0.9052	DPNU_5 AVOINS72 * CAPA_COULAL72TAVEL
0.2006E+05	2.359	2	1442	0.0926	DPNU_5 VERGES71 * DPCH_7 ./GR5S71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_7 ./GR5S71 * DPCH_6 ./MAAS71
2474.	.2910	2	1442	0.7518	DPNU_1 PENLYS71
0.2291E+05	2.694	2	1442	0.0662	DPNU_5 AVOINS71
0.1037E+05	1.219	2	1442	0.2954	DPNU_5 AVOINS72
0.1340E+05	1.575	2	1442	0.2053	DPNU_1 BARNAS71
0.1255E+05	1.476	2	1442	0.2272	DPNU_2 BOCTOS71
0.3272E+05	3.848	2	1442	0.0212	DPNU_5 VERGES71
0.6427E+05	7.558	2	1442	0.0007	DPNU_1 MENUES71
0.5763E+05	13.55	1	1442	0.0003	DPCH_7 ./GR5S71
0.4081E+05	9.598	1	1442	0.0022	DPCH_6 ./MAAS71
8136.	.9568	2	1442	0.6137	DPCH_5 COR.PS71
397.8	0.9357E-01	1	1442	0.7578	DPCH_6 MANDAS71
1707.	.4016	1	1442	0.5339	DPCH_5 AVOINS71
2735.	.3217	2	1442	0.7298	DPCH_3 ECHALS71
5234.	.6155	2	1442	0.5458	DPCH_1 VLEJUS71
0.2895E+05	3.404	2	1442	0.0327	DPFG_5 COR.PS71
5671.	1.334	1	1442	0.2468	DPFG_3 ARAMOS71
9767.	2.297	1	1442	0.1255	CAPA_AVELIL71GAVRE
1896.	.4460	1	1442	0.5117	CAPA_BOCTOL71MORBR
95.20	0.2239E-01	1	1442	0.8760	CAPA_BRAUDL71SAI.S
5118.	1.204	1	1442	0.2722	CAPA_BRAUDL72GRANZ
22.76	0.5354E-02	1	1442	0.9397	CAPA_CHAN5L71QUINT
255.0	0.5999E-01	1	1442	0.8021	CAPA_CHESNL71MORBR
697.1	0.8197E-01	2	1442	0.9208	CAPA_COULAL72TAVEL
692.1	.1628	1	1442	0.6894	CAPA_CREYSL72GEN.P
0.4490E+05	10.56	1	1442	0.0014	CAPA_DISTRL72PICOC
318.5	0.7491E-01	1	1442	0.7810	CAPA_DOMLOL72MENUE
0.1176E+05	2.767	1	1442	0.0923	CAPA_EGUZOL71RUEYR
412.6	0.9704E-01	1	1442	0.7538	CAPA_HOUDRL71LOGEL
54.90	0.1291E-01	1	1442	0.9057	CAPA_LAVALL71QUINT
1163.	.2736	1	1442	0.6076	CAPA_MAMBEL71SIERE
1117.	.2628	1	1442	0.6147	CAPA_MQIS L71SAUCA
11.37	0.2675E-02	1	1442	0.9574	CAPA_ROUGEL72TOURB
0.1075E+05	2.529	1	1442	0.1076	CAPA_ROUGEL72ZTILL
7227.	.8499	2	1442	0.5693	CAPA_SSAVOL71VIGY
4476.	1.053	1	1442	0.3059	CAPA_VERGEL72VLERB

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_VERGEL72VLERB

test d egalite des pentes par annulation des interactions

test d egalite des centres par annulation des criteres

sce residuelle : 0.19156E+09 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.7774E+06	1.463	4	1442	0.2097	DPNU_5 VERGES71 * DPNU_1 MENUES71 * DPCH_7 ./GR5S71
0.1639E+06	.6168	2	1442	0.5451	DPNU_5 VERGES71 * DPCH_7 ./GR5S71 * DPCH_6 ./MAAS71
0.9720E+06	7.317	1	1442	0.0069	DPNU_5 AVOINS72 * CAPA_COULAL72TAVEL
0.1797E+06	.6764	2	1442	0.5134	DPNU_5 VERGES71 * DPCH_7 ./GR5S71
0.0000E+00	0.0000E+00	0	1442	1.0000	DPCH_7 ./GR5S71 * DPCH_6 ./MAAS71
0.7592E+05	.2858	2	1442	0.7556	DPNU_1 PENLYS71
0.1403E+08	52.81	2	1442	0.0000	DPNU_5 AVOINS71
0.3236E+07	12.18	2	1442	0.0000	DPNU_5 AVOINS72
0.1526E+06	.5745	2	1442	0.5687	DPNU_1 BARNAS71
0.2332E+05	0.8776E-01	2	1442	0.9155	DPNU_2 BOCTOS71
0.2174E+06	.8184	2	1442	0.5553	DPNU_5 VERGES71
0.9419E+06	3.545	2	1442	0.0285	DPNU_1 MENUES71
0.3187E+06	2.399	1	1442	0.1173	DPCH_7 ./GR5S71
365.9	0.2754E-02	1	1442	0.9568	DPCH_6 ./MAAS71
0.2301E+07	8.661	2	1442	0.0002	DPCH_5 COR.PS71
0.1407E+07	10.59	1	1442	0.0013	DPCH_6 MANDAS71
0.1783E+07	13.42	1	1442	0.0004	DPCH_5 AVOINS71
0.1260E+07	4.741	2	1442	0.0090	DPCH_3 ECHALS71
1896.	0.7136E-02	2	1442	0.9936	DPCH_1 VLEJUS71
0.4172E+07	15.70	2	1442	0.0000	DPFG_5 COR.PS71
0.2331E+06	1.755	1	1442	0.1820	DPFG_3 ARAMOS71
1567.	0.1179E-01	1	1442	0.9099	CAPA_AVELIL71GAVRE
653.1	0.4916E-02	1	1442	0.9423	CAPA_BOCTOL71MORBR
0.1809E+07	13.61	1	1442	0.0003	CAPA_BRAUDL71SAI.S
3992.	0.3005E-01	1	1442	0.8570	CAPA_BRAUDL72GRANZ
0.1822E+06	1.372	1	1442	0.2399	CAPA_CHAN5L71QUINT
0.3209E+05	.2415	1	1442	0.6290	CAPA_CHESNL71MORBR
0.1926E+07	7.250	2	1442	0.0009	CAPA_COULAL72TAVEL
0.4367E+05	.3287	1	1442	0.5738	CAPA_CREYSL72GEN.P
0.2109E+06	1.588	1	1442	0.2050	CAPA_DISTRL72PICOC
5107.	0.3845E-01	1	1442	0.8391	CAPA_DOMLOL72MENUE
0.7227E+05	.5440	1	1442	0.5325	CAPA_EGUZOL71RUEYR
0.9453E+05	.7116	1	1442	0.5962	CAPA_HOUDRL71LOGEL
0.2801E+06	2.108	1	1442	0.1425	CAPA_LAVALL71QUINT
2310.	0.1739E-01	1	1442	0.8905	CAPA_MAMBEL71SIERE
0.5918E+06	4.455	1	1442	0.0330	CAPA_MQIS L71SAUCA
0.2397E+05	.1805	1	1442	0.6746	CAPA_ROUGEL72TOURB
0.4544E+05	.3421	1	1442	0.5661	CAPA_ROUGEL72ZTILL
0.2488E+06	.9363	2	1442	0.6055	CAPA_SSAVOL71VIGY
0.3886E+06	2.926	1	1442	0.0834	CAPA_VERGEL72VLERB

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_BRAUDL71SAI.S

test d effet global des criteres par annulation successive
des groupes de coefficients ou interviennent ces criteres
sca residuelle : 0.69502E+08 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.1809E+06	1.251	3	1442	0.2892	DPNU_5 AVOINS72
0.6236E+07	12.94	10	1442	0.0000	DPNU_5 VERGES71
0.1494E+07	5.166	6	1442	0.0000	DPNU_1 MENUES71
0.6215E+07	14.33	9	1442	0.0000	DPCH_7 ./GR5S71
0.6973E+06	4.823	3	1442	0.0026	DPCH_6 ./MAAS71
0.1886E+06	1.304	3	1442	0.2706	CAPA_COULAL72TAVEL

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_CIROLL71GATI5

test d effet global des criteres par annulation successive
des groupes de coefficients ou interviennent ces criteres
sca residuelle : 0.35071E+06 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
1101.	1.509	3	1442	0.2087	DPNU_5 AVOINS72
0.4604E+05	18.93	10	1442	0.0000	DPNU_5 VERGES71
7470.	5.119	6	1442	0.0000	DPNU_1 MENUES71
0.4298E+05	19.63	9	1442	0.0000	DPCH_7 ./GR5S71
0.4900E+05	67.16	3	1442	0.0000	DPCH_6 ./MAAS71
125.0	.1713	3	1442	0.9155	CAPA_COULAL72TAVEL

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_HAVR5L72ROUGE

test d effet global des criteres par annulation successive
des groupes de coefficients ou interviennent ces criteres
sce residuelle : 0.61309E+07 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.1043E+05	.8173	3	1442	0.5130	DPNU_5 AVOINS72
0.2444E+06	5.747	10	1442	0.0000	DPNU_5 VERGES71
0.1144E+06	4.486	6	1442	0.0002	DPNU_1 MENUES71
0.2693E+06	7.037	9	1442	0.0000	DPCH_7 ./GR5S71
0.1822E+06	14.29	3	1442	0.0000	DPCH_6 ./MAAS71
752.6	0.5900E-01	3	1442	0.9803	CAPA_COULAL72TAVEL

analyse de variance

variable a expliquer : GMEX_VERGEL72VLERB

test d effet global des criteres par annulation successive
des groupes de coefficients ou interviennent ces criteres
sce residuelle : 0.19156E+09 ddl residuelle : 1442

sce	fisher	ddl	ddl	test	libelle
0.4208E+07	10.56	3	1442	0.0000	DPNU_5 AVOINS72
0.1338E+07	1.008	10	1442	0.4347	DPNU_5 VERGES71
0.1719E+07	2.157	6	1442	0.0443	DPNU_1 MENUES71
0.1440E+07	1.204	9	1442	0.2875	DPCH_7 ./GR5S71
0.1642E+06	.4121	3	1442	0.7480	DPCH_6 ./MAAS71
0.2898E+07	7.273	3	1442	0.0001	CAPA_COULAL72TAVEL

regle 1
si DPNU_5 AVOINS71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -287.1071
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -668.8929

regle 2
si DPNU_5 AVOINS71 moyen
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a -19.9358
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -184.2032

regle 3
si DPNU_5 AVOINS72 faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -736.2609

regle 4
si DPNU_5 AVOINS72 moyen
alors proba moyenne GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 1.5671
et proba assez forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -273.8456

regle 5
si DPNU_5 VERGES71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -125.0000
et proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 5.8857
et proba assez forte GMEX_HAVR5L72ROUGE inferieur a -7.6571

regle 6
si DPNU_5 VERGES71 moyen
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a -17.4297
et proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 4.6499

regle 7
si DPNU_1 MENUES71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -110.8667
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE inferieur a -2.7667

regle 8
si DPNU_1 MENUES71 moyen
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a -35.3708
et proba moyenne GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 2.0946
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 7.2430

regle 9
si DPCH_7 ./GR5S71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -8.0000
et proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 1.4286
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 152.0714

regle 10
si DPCH_6 ./MAAS71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 51.9624
et proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 8.6316
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 79.1579

regle 11
si DPCH_5 COR.PS71 faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -366.9048

regle 12
si DPCH_5 COR.PS71 moyen
alors proba moyenne GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -129.4797

regle 13
si DPCH_6 MANDAS71 faible
alors proba assez forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 1.4286
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a 24.6786

regle 14
si DPCH_5 AVOINS71 faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -159.4752

regle 15
si DPCH_3 ECHALS71 faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -355.2581

regle 16
si DPCH_3 ECHALS71 moyen
alors proba assez forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -78.3324

regle 17
si DPCH_1 VLEJUS71 faible
alors proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 305.8065

regle 18
si DPCH_1 VLEJUS71 moyen
alors proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a -0.0355

regle 19
si DPF5_5 COR.PS71 faible
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -68.2308
et proba moyenne GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 54.3846
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -466.4231

regle 20
si DPF5_5 COR.PS71 moyen
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 1.2879
et proba forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a -119.9606

regle 21
si CAPA_BRAUDL71SAI.S faible
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -480.7143

regle 22
si CAPA_BRAUDL72GRANZ faible
alors proba moyenne GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a -11.1111

regle 23
si CAPA_COULAL72TAVEL faible
alors proba assez forte GMEX_VERGEL72VLERB superieur a 92.0000

regle 24
si CAPA_COULAL72TAVEL moyen
alors proba forte GMEX_VERGEL72VLERB inferieur a -152.3000

regle 25
si CAPA_DISTRL72PICOC faible
alors proba assez forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -147.7143
et proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 10.6429
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE inferieur a -53.6429

regle 26
si CAPA_MQIS L71SAUCA faible
alors proba moyenne GMEX_VERGEL72VLERB superieur a 33.2667

regle 27
si CAPA_SSAVOL71VIGY moyen
alors proba assez forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 139.7857

regle 28
si CAPA_VERGEL72VLERB faible
alors proba moyenne GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -120.7059

regle 30

si DPNU_5 VERGES71 faible
et DPCH_7 ./GR5S71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S inferieur a -1350.0000

regle 31
si DPNU_5 VERGES71 moyen
et DPCH_7 ./GR5S71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 165.0667
et proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 2.6667
et proba moyenne GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 180.6667

regle 33
si DPNU_5 VERGES71 faible
et DPNU_1 MENUES71 moyen
et DPCH_7 ./GR5S71 faible
alors proba assez forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 0.0000
et proba forte GMEX_HAVR5L72ROUGE inferieur a 0.0000

regle 34
si DPNU_5 VERGES71 moyen
et DPNU_1 MENUES71 faible
et DPCH_7 ./GR5S71 faible
alors proba forte GMEX_BRAUDL71SAI.S superieur a 0.0000
et proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 13.3333
et proba moyenne GMEX_HAVR5L72ROUGE inferieur a 30.3333

regle 35
si DPNU_5 VERGES71 moyen
et DPNU_1 MENUES71 moyen
et DPCH_7 ./GR5S71 faible
alors proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 0.0000
et proba moyenne GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 232.2000

regle 36
si DPNU_5 VERGES71 faible
et DPCH_7 ./GR5S71 faible
et DPCH_6 ./MAAS71 faible
alors proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 superieur a 0.0000

regle 37
si DPNU_5 VERGES71 moyen
et DPCH_7 ./GR5S71 faible
et DPCH_6 ./MAAS71 faible
alors proba forte GMEX_CIROLL71GATI5 inferieur a 2.6667
et proba assez forte GMEX_HAVR5L72ROUGE superieur a 180.6667

tableau de frequences : regles * classes

regle 1 :	14	4	6	1	0	0	0	3	0
regle 2 :	272	43	19	10	10	11	5	4	6
regle 3 :	5	2	7	0	4	2	1	2	2
regle 4 :	197	43	21	9	10	3	6	7	5
regle 5 :	25	3	1	2	0	4	0	0	1
regle 6 :	328	17	14	11	2	2	3	0	3
regle 7 :	15	2	6	1	2	3	0	1	0
regle 8 :	312	34	15	9	8	6	4	3	4
regle 9 :	7	0	3	13	0	0	5	0	1
regle 10 :	78	0	14	15	2	16	7	1	7
regle 11 :	12	4	3	0	1	1	0	0	1
regle 12 :	269	32	12	12	5	6	6	2	4
regle 13 :	7	0	3	13	0	0	5	0	1
regle 14 :	360	41	18	16	10	8	4	4	2
regle 15 :	21	3	2	1	2	1	0	1	0
regle 16 :	291	26	9	12	2	2	4	1	0
regle 17 :	0	0	2	27	0	2	0	0	0
regle 18 :	297	17	8	2	7	5	2	0	3
regle 19 :	16	0	5	2	1	1	0	1	0
regle 20 :	273	19	12	9	5	5	3	4	2
regle 21 :	7	4	1	1	0	0	1	0	2
regle 22 :	5	2	1	0	1	0	0	0	1
regle 23 :	0	0	0	0	0	0	0	1	0
regle 24 :	24	2	2	2	0	0	0	0	0
regle 25 :	10	0	1	1	1	1	0	0	0
regle 26 :	11	1	1	0	0	1	1	0	1
regle 27 :	10	1	0	0	0	2	0	1	0
regle 28 :	10	4	1	0	0	0	2	0	0
regle 29 :	0	0	0	0	0	0	0	0	0
regle 30 :	1	0	0	1	0	0	0	0	0
regle 31 :	4	0	3	5	0	0	3	0	1
regle 32 :	0	0	0	0	0	0	0	0	0
regle 33 :	1	0	0	1	0	0	0	0	0
regle 34 :	0	0	2	1	0	0	0	0	0
regle 35 :	2	0	0	1	0	0	2	0	1
regle 36 :	1	0	0	1	0	0	0	0	0
regle 37 :	4	0	3	5	0	0	3	0	1

impression des numeros de regles

classe: 1

regles : 14 6 8 18 16 20 2 12 4 10 5 24 15 19 7 1 11
 regles : 28 9 21 13 22 3 37 31 35 33 36 30

classe: 2

regles : 4 2 14 8 12 16 20 6 18 28 21 11 1 5 15 22 24
 regles : 27

classe: 3

regles : 4 2 14 8 10 6 12 20 16 18 3 7 1 19 37 9 11
 regles : 17 24 15 21 22 5 25 26 28

classe: 4

regles : 17 14 10 9 13 16 12 6 2 8 20 4 37 31 18 19 5
 regles : 35 36 21 25 7 1 30 15

classe: 5

regles : 4 14 2 8 18 20 12 3 10 6 7 16 15 19 22 11 25

classe: 6

regles : 10 2 14 12 8 18 20 5 7 4 6 27 16 17 3 19 11
 regles :

classe: 7
regles : 10 4 12 13 9 2 8 14 16 6 20 31 37 18 28 35 21

classe: 8
regles : 4 14 20 2 8 1 12 3 19 10 23 16 27 7 15

classe: 9
regles : 10 2 4 12 8 6 18 14 21 20 3 37 9 11 5 22 26

creation de 8 interactions a 2 facteurs

creation de 3 interactions a 3 facteurs

3 23 0
6 8 0
9 11 0
13 23 0
2 23 0
6 11 0
8 9 0
8 11 0
6 7 8
6 8 11
6 8 9

il reste : 10621.5461

facteur : 4

temps estime : 1712.1295

