Vers un traitement approfondi de l'information qualitative des enquêtes halieutiques : le modèle log-linéaire et l'analyse logistique, appliquées au delta central du Niger

P. Morand[a] R. Laë[a]

Introduction

Lorsque l'on examine des questionnaires destinés à l'étude des pêches artisanales, on est frappé de voir à quel point la diversité d'information recueillie est grande. On enregistre bien-sûr les espèces et les quantités capturées, mais aussi les moyens utilisés, le site, le moment, l'auteur... Il faut d'emblée remarquer que la majorité de ces variables ont pour particularité d'être qualitatives, nominales, et que les méthodes adaptées à leur traitement sont souvent mal connues ou peu disponibles. En conséquence, l'attitude éprouvée consiste (consistait ?) à concentrerl'essentiel de l'attention sur la seule "prise de pêche", variable quantitative supportant avantageusement des calculs de moyennes et de variances.Autre solution: écraser la diversité du réel environnant grâce à la création de variables quantitatives artificielles issues de procédures de standardisation (ex.: 1 unité d'effort standard= 1 jour x pirogue à moteur= 2,2 jour x pirogue sans moteur !). Ces démarches, qui répondaient bien à une demande extrèmement réductrice, celle de l'information destinée à calibrer les modèles de dynamique des populations exploitées, deviennent inopérantes et paralysantes au sein du renouvellement épistémologique actuel de l'halieutique. Ce renouvellement tend en effet a replacé la diversité (des engins, des acteurs, des stratégies spatio-temporelles de déploiement de l'activité...) au coeur même de l'objet d'étude "pêche artisanale".

C'est donc à des méthodes capables de traiter directement, sans travestissement, l'information qualitative -tout en étant capable de prendre en compte aussi, le cas échéant, l'information naturellement quantitative - qu'il faut avoir recours aujourd'hui pour traiter les enquêtes halieutiques.

Ces méthodes existent mais quelques-unes seulement sont bien connues en France. Celles que nous allons décrire ici sont relativement jeunes; leur origine remonte à une vingtaine d'années, avec Cox (1972), Bishop et al. (1975) et Feinberg(1977). En français, on dispose du livre de Gourieroux (1984) et de la thèse de M.Gresse (1984). L'introduction dans les grands logiciels statistiques est encore plus récente et se poursuit. Nous tentons ici de montrer leur intérêt,en nous

[a]Programme d'Etudes Halieutiques du Delta Central du Niger ORSTOM B.P. 2528 Bamako

appuyant sur deux exemples fournies par les enquêtes menées depuis 1988 dans le Delta Central du Niger.

Les stratégies d'échantillonnage et d'observation utilisées lors de ces enquêtes ont fait l'objet d'un article (Laë et Bousquet, 1990), qui a été suivi d'un exposé "classique" de résultats - ventilation des prises par mois,engins, espèces, catégories de pêcheurs... avec quelques croisements - accompagné de nombreux commentaires halieutiques (Laë et Raffray, 1990).Nous adoptons ici un point de vue différent: il s'agit, sans revenir sur ces acquis, de montrer comment d'autres statistiques peuvent permettre un affinement des capacités d'analyses. Les interprétations et conclusions halieutiques ne seront cependant pas développées ici, mais intégrées à une publication ultérieure (Laë et al., *in prep.*). Ceci est d'autant plus justifié que les données traitées jusqu'à l'heure actuelle ne concernent qu'une sous-région (zone Mopti) du Delta Central du Niger, la saisie de l'enquête étendue à l'ensemble du Delta étant seulement en cours d'achèvement.

1 Rappels : variable qualitative, modalités, table ou tableau de contingence

Une variable qualitative est une variable qui ne peut prendre que des valeurs discrètes, en nombre réduit et difficilement ou pas du tout ordonnables sur un axe. Un exemple parfait est la variable couleur (bleu,blanc, rouge...). Un exemple moins parfait est fourni par les nuances du blanc au noir (blanc, gris, noir), car un ordre est alors décelable. Mais dans les deux cas, il ne viendrait à personne l'idée d'effectuer des opérations arithmétiques sur de telles valeurs, en disant par exemple que "rouge égale bleu moins blanc" ou bien que "noir égale gris plus gris". Pour bien affirmer le caractère non quantitatif de ces valeurs discrètes, on les appelle généralement "modalités". Lorsqu'on veut décrire la distribution de telles variables dans une population ou un échantillon, il suffit de ventiler les effectifs par modalité dans un tableau, puis de tracer, éventuellement, un diagramme en bâton. Si l'on veut étudier simultanément la distribution de deux, trois ou quatre variables discrètes, on définit un tableau, cube ou hypercube (à deux, trois ou quatre dimensions) et l'on inscrit dans chaque cellule ijk de ce cube le nombre d'observations pour lesquelles on a observé simultanément la modalité i pour la première variable, la modalité j pour la deuxième variable et la modalité k de la troisième variable. Ce tableau d'effectifs est dit "de contingence".

2 Etude descriptive d'une table de contingence multi-dimensionnelle. Une méthode complémentaire de l'ACM ; le modèle log-linéaire

L'Analyse Factorielle des Correspondances Multiples (ACM), fleuron de l'Analyse des Données "à la Française" a pour qualité reconnue sa capacité à représenter une énorme masse d'information de façon synthétique. Elle réalise cela à partir du tableau de Burt, ensemble des sous-tables constituées par le croisement de toutes les variables désirées (sans limitation de nombre ou presque) prises **deux à deux** (A avec B, A avec $C \cdots A$ avec $Z \cdots B$ avec C etc...). C'est cependant de là que découle son inadaptation à certains problèmes, puisqu'elle permet difficilement d'analyser avec acuité - et, *a fortiori*, de tester - des hypothèses mettant en jeu **simultanément trois ou quatre variables** A, B, C... dans un système d'interaction d'ordre élevé. Or, les questions que l'on se pose en halieutique relèvent, bien souvent, de tels cas de figure. On se demandera par exemple si le déploiement des engins (A) dans les différents milieux (B) est dépendant - ou non - de l'ethnie du pêcheur (C) ? de la saison (D) ? de la phase lunaire (E) ? Le traitement de ces questions fines relève d'une méthode encore peu utilisée en France : le modèle log-linéaire.

2.1 Aperçu du principe du modèle log-linéaire

Dans l'analyse de variance classique, il existe une variable dépendante, qui est "naturellement" quantitative, et qui doit être expliquée par les niveaux ou modalités des variables indépendantes qualitatives (les "facteurs"). Le modèle log-linéaire semble tout différent puisqu'il traite **symétriquement** un groupe de variables qualitatives. Cependant, il se ramène pratiquement à la configuration de l'analyse de variance par un artifice de raisonnement: on déclare que l'on va étudier l'effet de ces variables qualitatives (et de leurs croisements) sur une nouvelle variable, quantitative celle-là, qui sera le nombre de cas (n) observés à chaque intersection des modalités de ces variables, c'est-à-dire dans chaque cellule du tableau de contingence. On considère ensuite que cet effectif n peuplant une cellule donnée est produit, à partir d'un niveau moyen, par des déviations liées à l'appartenance à telles et telles modalités des variables qualitatives entrecroisées. Ce sont ces déviations que le modèle log-linéaire analyse.

Dans ce but, le modèle procède hiérarchiquement: une première sorte de déviation est liée au fait que les distributions marginales des variables (ex. : A et B) ne sont pas, en général, équilibrées: on peut s'attendre à ce que la combinaison de deux modalités rares ($p_1 << 0$ et $p_2 <<0$) soit également rare,puisque la loi de composition des probabilités, sous l'hypothèse d'indépendance, est multiplicative ($p_{1,2} = p_1 x p_2$). Si les effectifs observés ne s'écartent guère de ceux prédits par cette loi, c'est que les variables A et B n'agissent sur les effectifs des cellules que par des effets simples (notés A et B), c'est-à-dire par leurs distributions marginales. Si, au contraire, les effectifs observés s'écartent notablement de ceux prédits par l'hypothèse d'indépendance, c'est que les variables A et B sont liées : le fait d'appartenir à certaines modalités de A augmente les chances d'appartenir à certaines modalités de B. On dit alors que A et B agissent sur les effectifs des cellules au travers d'un terme supplémentaire, interactif,noté AB. On étend le raisonnement à trois variables: l'effectif de chaque cellule est alors produit, à partir d'un niveau général moyen, par des déviations dûes à des effets simples (A, B et C), à des interactions de premier ordre (AB, AC et BC) et à une interaction de deuxième ordre (ABC). Deux points essentiels doivent maintenant être précisés :

1. la combinaison de probabilités se faisant de façon multiplicative, le modèle doit aussi être multiplicatif, ou, plus pratiquement, log-additif. Ce sont donc les Log d'effectifs et leurs déviations qu'il faut traiter, et, pour commencer, le niveau général moyen u (*grand mean* des Anglais) invoqué plus haut sera la moyenne des Log d'effectifs de toutes les cellules ;

2. on peut certes considérer qu'un effectif est une variable quantitative.Mais il faut se souvenir que les distributions d'effectifs issus de tirage suivent des

lois binomiales: lorsque l'échantillon est grand, celles-ci tendent vers des lois normales (si la probabilité de tirage est grande), ou bien sont mieux décrites par des lois de Poisson (si la probabilité est faible). Or,c'est ce second cas qui s'applique aux effectifs des cellules d'un tableau de contingence, puisque, s'il y a plusieurs variables pouvant prendre chacune plusieurs modalités, la probabilité de réaliser une combinaison particulière de modalités est très généralement faible. La transformation logarithmique,qui tend à normaliser les distributions d'allures poissoniennes, est donc, là encore, fort utile.

On écrira donc le modèle comme une somme de déviations: (ex: cas où il y a 3 variables A, B et C, ce qui n'est nullement limitatif)

$$\ln(n_{ijk}) = u + A_{(i)} + B_{(j)} + C_{(k)} + AB_{(i,j)} + AC_{(i,k)} + BC_{(j,k)} + ABC_{(i,j,k)} + e \quad (1)$$

où:

- u : Logarithme moyen général (=moyenne des Log d'effectifs de toutes les cellules du tableau) ;
- $A_{(i)}$: paramètre de déviation liée au fait d'appartenir à la modalité i de la variable A (= moyenne des Log d'effectifs de toutes les cellules de modalité i pour la variable A - Logarithme moyen général u). On a, de plus,

  $$\sum_{i=1}^{I} A_{(i)} = 0$$

  où I est le nombre de modalités de la variable A ;
- $B_{(j)}$: idem pour la modalité j de la variable B ;
- $C_{(k)}$: idem pour la modalité k de la variable C ;
- $AB_{(i,j)}$: représente la déviation logarithmique supplémentaire liée au fait d'appartenir **simultanément** à la modalité i de la variable A et à la modalité j de la variable B. etc...

On conviendra que le nombre de paramètres $[A_{(1)} \cdots A_{(I)},\ B_{(1)} \cdots B_{(J)},\ C_{(1)} \ldots]$ à calculer ou à estimer est bien supérieur au nombre d'effets (A, B, C, AB...). Ces remarques et aménagements étant posés, les procédures d'estimation sont du même type que celles du modèle linéaire. Cependant, lorsque les effectifs de nombreuses cellules sont faibles et que, en conséquence, les lois de distribution asymptotiques sont hors de portée, il est souhaitable d'utiliser le critère du maximum de vraisemblance plutôt que les moindres carrés. Ceci implique une procédure d'estimation assez lourde, par itérations successives (heureusement disponible dans SAS).

2.2 Mise-en-oeuvre au travers d'un exemple: le déploiement de l'activité de pêche dans le Delta Central du Niger (zone de Mopti)

L'utilisation et l'interprétation du modèle log-linéaire sont sensiblement plus complexes que celles de l'analyse de variance ou de la régression linéaire. L'observation est ici constituée par l'acte (ou sortie) de pêche réalisé. On considérera que les variables qualitatives décrivant cet acte sont l'engin utilisé , le milieu d'application, la phase du cycle hydrologique et la phase lunaire. Les modalités de ces variables ont été l'objet de regroupements (par rapport aux informations brutes de l'enquête) de façon à limiter le nombre de cellules du tableau de contingence. Elles sont décrites dans le tableau 1.

Tableau 1:

ENGIN : 7 modalités: filet dormant à petite/moyenne maille filet dérivant à petite maille filet dérivant à moy./grde maille senne épervier petites nasses palangres LUNE : 3 modalités: pleine lune (6jours) 1er et 3e quartiers (7j.+7j.) nouvelle lune (6j.)	MILIEU: 2 modalités: fleuve chenaux et mares CYCLE hydrol.: 4 modal.: crue (10/07 - 9/09) hautes eaux (10/09-9/11) décrue (10/11- 9/01) étiage (10/01- 9/07)

1. **Première étape: ajustement du modèle saturé.**
Contrairement aux modèles linéaires habituels (régression et analyse de variance) que l'on construit généralement par enrichissement, c'est-à-dire par adjonction progressive de nouvelles variables explicatives, le modèle log-linéaire est développé par dégradation à partir du modèle dit “saturé ”, dans lequel figurent tous les effets (simples et interactionnels) qu'il est possible de définir. Ce premier modèle n'est évidemment pas parcimonieux: on montre qu'il comporte autant de paramètres de déviations qu'il existe de cellules dans le tableau de contingence. Mais, pour la même raison, il est exact: le vecteur paramètres n'est pas estimé mais calculé , et ceci de la façon suivante: on multiplie le vecteur des Log d'effectifs observés des cellules par une matrice dont chaque ligne contrôle (avec des valeurs 0, 1 ou -1) la prise en compte des éléments de ce vecteur pour la formation de chaque paramètre. Plutôt que de lister tous les paramètres ainsi calculés, on préfère reconstituer, avec ces dits paramètres, un tableau de contingence prédit (qui, pour ce modèle saturé, est le même que le tableau observé) sur lequel on calcule des Chi-carrés, effets par effets. Ce sont ces valeurs que nous fournissons dans le tableau 2, obtenu sur une table de 7x4x2x3 (=168 cellules) contenant 5458 observations.

2. **Dégradation du modèle et test.**
Le modèle saturé constitue certes, en ventilant les Chi-carrés par type d'effet, une description exacte de la table de contingence. Mais on peut espérer que, parmi les effets qui y sont représentés, certains ne jouent pas un rôle déterminant dans la répartition des effectifs au sein du tableau.On va donc

Tableau 2:

effet	d.d.l.	Chi-carré	Prob.(H_0)
ENG	6	201.51	.0000
CYCL	3	0.97	.8090
MILI	1	13.84	.0002
LUNE	2	0.75	.6868
ENGxCYCL	18	66.13	.0000
ENGxMILI	6	136.99	.0000
ENGxLUNE	12	101.18	.0000
CYCLxMILI	3	1.23	.7455
CYCLxLUNE	6	8.92	.1779
MILIxLUNE	2	0.08	.9612
ENGxCYCLxMILI	18	149.45	.0000
ENGxCYCLxLUNE	36	175.23	.0000
ENGxMILIxLUNE	12	8.64	.7330
CYCLxMILIxLUNE	6	35.51	.0000
ENGxCYCLxMILIxLUNE	36	38.44	.3595
RESIDUS	0		

(abr éviations : ENG :engin ; CYCL : phase du cycle hydro. ; MILI : milieu ; LUNE : phase du cycle lunaire)

tendre vers plus de parcimonie en supprimant ces effets. A partir de là, il est clair que la représentation du tableau observé par le modèle ne sera plus parfaite, et que, en conséquence, les paramètres (en nombre plus ou moins réduit) devront être obtenus par une procédure d'estimation minimisant un critère, et non plus par calcul direct.

Grâce à ces paramètres estimés, on reconstitue une table théorique, on calcule les Chi-carrés "par effet" de cette table, et on la compare par ailleurs à la table observée en calculant les effectifs résiduels (effectifs observés -effectifs prédits par le modèle) de toutes les cellules. On espère que l'importance de ces résidus n'est pas excessive, ce qui peut être testé en comparant la valeur du chi-carré résiduel à la distribution de cette statistique sous l'hypothèse nulle (nombre de d.d.l.= nobre de d.d.l. de la table moins le nombre de paramètres utilisés).

Ceci étant posé , on peut procéder à la dégradation progressive du modèle,qui doit respecter deux règles:

- la première est le respect de la hiérarchie du modèle. Ceci signifie qu'un effet interactionnel AB ne peut y figurer que si les effets simples A et B sont présents. De même, ABC exige la présence de AB, AC, BC, A, B et C. En pratique, cela contraint à commencer la dégradation par les termes traduisant des effets à haut degré d'interaction. Un modèle non hiérarchique serait extrèmement délicat à interpréter ;
- la deuxième est que l'on n'entérine la suppression d'un effet que si l'on a vérifié que son retrait n'entraînait pas une augmentation significative

Tableau 3:

effet	d.d.l.	Chi-carré	Prob.(H_0)
ENG	6	180.92	.0000
CYCL	3	1.02	.7963
MILI	1	13.42	.0002
LUNE	2	0.66	.7186
ENGxCYCL	18	66.35	.0000
ENGxMILI	6	221.37	.0000
ENGxLUNE	12	166.00	.0000
CYCLxMILI	3	2.93	.4022
CYCLxLUNE	6	29.15	.0001
MILIxLUNE	2	104.37	.0000
ENGxCYCLxMILI	18	154.18	.0000
ENGxCYCLxLUNE	36	268.72	.0000
CYCLxMILIxLUNE	6	57.15	.0000
RESIDUS	48	58.11	.1506

du Chi-carré résiduel.

Enfin, on n'interprète jamais un modèle dont le Chi-carré résiduel est significativement trop élevé ($p<0.05$), car cela traduit une trop grande ampleur des résidus, donc un ajustement globalement défaillant.

Voici, en résumé, les étapes successives de la dégradation de notre modèle de tableau halieutique:

- On tente de supprimer le terme ENGxCYCLxMILIxLUNE, et du même coup l'existence de 36 paramètres: il apparaît un résidu dont le Chi-carré, égale à 38.44, ne s'écarte pas significativement de zéro [nombre de d.d.l.: 36=nbre de d.d.l. de la table - nbre de paramètres utilisés]. On entérine donc la suppression de ce terme ;
- On tente, à tour de rôle, la suppression de chacun des termes d'interaction de deuxième ordre. Le seul dont la suppression ne provoque pas une augmentation significative du Chi-carré résiduel est le terme ENGxMILIxLUNE. On a alors un modèle qui ne comprend plus que 13 effets, dont les Chi-carrés respectifs (calculés à partir des effectifs théoriques prédits par les 120 paramètres estimés) sont reportés au tableau 3.

Test de l'augmentation partielle du Chi-carré résiduel: 58.11 - 38.44= 19.67, valeur dont la probabilité est comprise entre 0.05 et 0.10 dans la table du Chi-carré, pour 12 d.d.l.(car l'effet ENGxMILIxLUNE comportait 12 degrés de liberté). La valeur finale (58.11) reste aussi, globalement, non significativement différente de zéro pour 48 d.d.l. ($p = 0.1506$).

Par contre, il s'avère impossible de supprimer d'autres effets sans provoquer une augmentation significative du Chi-carré résiduel. C'est donc ce modèle qu'il faut interpréter.

3. **Commentaires.**
Sans développer une analyse complète de ces résultats, on peut cependant noter l'importance des termes interactionnels d'ordre élevé , et la faiblesse de certains effets plus simples. Par exemple, il n'y a pas un effet constant de la lune sur l'intensité globale de l'activité de pêche (p=.718), mais un effet variable en fonction des phases du cycle hydrologique (p<.0001). La lune agit d'autre part sur la fréquentation des milieux (p<.0000) et le choix de l'engin (p<.0000). On note aussi qu'il n'y a guère de sens à parler d'une relation directe entre cycle hydrologique et milieu sans tenir compte du choix de l'engin puisque l'interaction ENGxCYCLxMILI est significative, mais que CYCLxMILI ne l'est pas.

Pour dépasser le stade de l'examen des effets globaux (des variables et de leurs interactions) et mettre à jour le rôle particulier des différentes modalités, il faudrait s'intéresser à la valeur des 120 paramètres de déviation du modèle, ce qui serait fastidieux. Pour tendre tout de même vers cet objectif, il est préférable de préciser davantage la ou les question(s) posée(s), et de modifier en conséquence la formulation du modèle. Là se situe l'origine de l'analyse logistique.

3 Prévision de la probabilité d'occurrence dans une modalité, à partir d'autres variable qualitatives : l'analyse logistique.

3.1 Aperçu du principe de l'analyse logistique.

L'analyse logistique peut être considérée comme un dérivé du modèle log-linéaire. Mais, au lieu d'explorer systématiquement toutes les interactions possibles d'un tableau, elle répond à une question orientée: comment la probabilité d'occurrence de l'observation dans une modalité particulière de telle variable (considérée comme dépendante) est affectée par le fait que cette observation prenne telles et telles modalités dans les autres variables(considérées comme explicatives). Pour la variable dépendante, on choisit donc une modalité particulière caractérisant le "succès", toutes les autres modalités étant rejetées comme "échec". On va prédire la déviation (Log effectifs dans la modalité "succès" - Log effectifs dans les modalités "échec"),ce qui constitue en fait le logit de la probabilité p de succès (logit(p)=Log($p/(1-p)$)). A partir de l'équation 1, et en supposant que la variable A soit la variable choisie comme dépendante, en notant de plus "1" la modalité choisie comme succès et "2" les autres modalités de A, on écrit le modèle :

$$\ln n_{(1,j,k)} - \ln n_{(2,j,k)} = w + B'_{(j)} + C'_{(k)} + B'C'_{(j,k)} + e \tag{2}$$

Comme d'autre part, $\ln n_{1,j,k}$ et $\ln_{2,j,k}$ pouvaient tous deux être estimés, indépendamment, par l'équation 1, on pourra déduire les paramètres de cette équation 2 à partir de ceux de l'équation 1, et montrer que :

$$w = A_{(1)} - A_{(2)}$$
$$B'_{(j)} = AB_{(1,j)} - AB_{(2,j)} = 2AB_{(1,j)}$$
$$C'_{(k)} = AC_{(1,k)} - AC_{(2,k)} = 2AC_{(1,k)}$$

Tableau 4:

	filet dériv. à petites mailles	petites nasses
	Chi-carré (p.H_0)	Chi-carré (p.H_0)
INTERCEPT (1ddl)	212.65 (.0000)	656.62 (.0000)
CYCL (3ddl)	38.41 (.0000)	26.63 (.0000)
MILI (1ddl)	31.63 (.0000)	279.98 (.0000)
LUNE (2ddl)	6.59 (.0370)	49.97 (.0000)
CYCLxLUNE (6ddl)	22.55 (.0010)	
CYCLxMILI (3ddl)		138.26 (.0000)
RESIDUS	10.38 (.4970)	16.35 (.2970)

$$B'C'_{j,k} = ABC_{(1,j,k)} - ABC_{(2,j,k)} = 2ABC_{(1,j,k)}$$

Pour prendre en compte, ou rejeter, les effets des variables actives, on peut utiliser la dégradation déjà effectuée sur le modèle log-linéaire. De plus, une dégradation supplémentaire est souvent possible si, pour la modalité particulière que l'on a défini comme "succès", certains effets actifs en général ne le sont plus pour ce cas précis.

3.2 Exemple: prédiction de la probabilité d'utiliser tel engin, connaissant le contexte spatio-temporel

Voici, pour deux engins employés par les pêcheurs du Delta Central du Niger, le résultat de ces dégradations de modèles (tableau 4), suivi de l'exposé des paramètres de déviation (tableau 5).

Au vu de ce tableau 5, des interprétations beaucoup plus fines peuvent être tentées. Ainsi, on constatera par exemple que le filet dérivant est davantage prisé en période de nouvelle lune, mais que cette exigence s'annule en crue,qui est justement la période la plus favorable pour l'utilisation de cet engin. On verra aussi que les petites nasses sont particulièrement utiles dans les milieux autres que le fleuve, mais que cette tendance générale, très affirmée en période de crue et de hautes eaux, s'annule en étiage. En résumé, il ne faut jamais interpréter un paramètre d'ordre élevé sans tenir compte des paramètres correspondants d'ordre inférieur.

4 Conclusion

Malgré une certaine complexité de mise-en-oeuvre et d'interprétation, il apparaît que les modèles de traitement des tableaux de contingence peuvent apporter

Tableau 5: Paramètres de prédiction de l'utilisation de deux engins du Delta Central

		fil.dér.pt.maille		petites nasses	
		valeur	p	valeur	p
intercept		-4.323	.0000	-1.968	.0000
cycl					
	crue	-0.696	.0007	-0.245	.0742
	h.eaux	0.077	.5616	-0.343	.0174
	décrue	0.747	.0000	0.506	.0000
	étiage	-0.129	.2716	0.082	.5070
mili					
	fleuve	1.634	.0000	-1.241	.0000
	autres	-1.634	.0000	1.241	.0000
lune					
	pl.lune	-0.125	.3944	-0.354	.0000
	quartiers	-0.129	.2085	-0.130	.0313
	nouv.lune	0.254	.214	0.483	.0000
cycl x mili					
	crue fleuve	.	.	-0.384	.0050
	crue autres	.	.	0.384	.0050
	h.e. fleuve	.	.	-1.067	.0000
	h.e. autres	.	.	1.067	.0000
	decr. fleuve	.	.	0.052	.6121
	decr. autres	.	.	-0.052	.6121
	etiag. fleuve	.	.	1.398	.0000
	etiag. autres			-1.398	.0000
cycl x lune					
	crue.pl.lun.	-0.821	.0824		
	crue.quart.	0.432	.0560		
	crue.n.lune	0.388	.1078		
	h.e.pl.lun.	0.542	.0100		
	h.e.quart.	-0.628	.0005		
	h.e.n.lune	0.086	.6197		
	decr.pl.lun.	0.486	.0095		
	decr.quart.	0.178	.2400		
	decr.n.lune	-0.665	.0004		
	etiag.pl.lune	-0.208	.2960		
	etiag.quarty.	0.017	.9030		
	etiag.n.lune	0.190	.2067		

une contribution importante au développement de la connaissance de l'acte de pêche et de son déterminisme. En particulier, ces modèles se positionnent comme une étape préalable utile, sinon incontournable, vers la formalisation de modèles dynamiques de comportements et de stratégies.

Références bibliographiques

Bishop, Y.M.M., S.E. Feinberg et P.W. Holland (1975): Discrete multivariate analysis : theory and practice. Cambridge, Mass: MIT Press.

Cox D.R., 1972: Analyse des données binaires. Dunod. Paris .122 pp.

Feinberg, S.E. (1977): The analysis of cross-classified categorical data. Cambridge, Mass: MIT Press.

Gourieroux C. (1984): Econométrie des variables qualitatives. coll. "Economie et Statistiques Avancées". Economica. Paris. 356 pp.

Gresse M. (1984): Les relations spatio-temporelles dans un groupe social: application des modèles log-linéaires à l'étude des Primates en captivité. Th.Doct. 3e cycle de Paris 6. 89 pp.

Laë R. et F. Bousquet (1990): Définition d'une procédure d'échantillonnage des pêches artisanales dans le Delta Central du Niger (recueil des données et traitements). Communication à l'Atelier "Pêches Artisanales" de Nov. 90 à Bamako. Doc. ORSTOM/IER.

Laë R. et J. Raffray (1990): Les pêcheries artisanales du secteur de Mopti: ressource, communautés de pêcheurs et stratégies d'exploitation. Communication à l'Atelier "Pêches Artisanales" de Nov. 90 à Bamako. Doc.ORSTOM/IER.