Préférences déclarées des étudiants de licences pour les choix des cours à option
Année académique 1994 – 1995

M. Bierlaire

Report 95/11 9 octobre 1995

A la demande du Département de Mathématique, une étude du comportement des étudiants lors du choix de cours à options a été effectuée. Cette étude a pour but de déterminer et quantifier les facteurs principaux influençant les étudiants lors du processus de choix. La méthodologie est basée sur les techniques de "préférences déclarées" ou "stated preferences" pour la récolte des données, et sur le modèle Logit de choix discret pour leur analyse.

Département de Mathématique,
Facultés Universitaires ND de la Paix, Namur, Belgium
E-mail: mb@math.fundp.ac.be

1 Introduction

A la demande du Département de Mathématique, une étude du comportement des étudiants lors du choix de cours à options a été effectuée. Cette étude a pour but de déterminer et quantifier les facteurs principaux influençant les étudiants lors du processus de choix. La méthodologie décrite à la section 2 est basée sur les techniques de “préférences déclarées” ou “stated preferences” pour la récolte des données, et sur le modèle Logit de choix discret pour leur analyse. Après une brève description de la récolte de données à la section 3, les résultats sont détaillés et commentés à la section 4.

2 Méthodologie

Dans le cadre des modèles de choix discret, l'hypothèse principale relative au comportement des individus suppose que ceux-ci, confrontés à un choix, affectent une valeur, appelée *utilité*, à chaque branche des alternatives qui leur sont proposées.

Le modèle utilisé ici considère cette utilité comme une variable aléatoire. On définit

$$U_k^p = V_k^p + \varepsilon_k^* = V_k^p + c_k + \varepsilon_k \tag{1}$$

où U_k^p est la variable aléatoire représentant l'utilité affectée par l'individu p à l'alternative k, $V_k^p \in I\!R$ est la partie déterministe, non aléatoire, de cette utilité et ε_k^* est la partie purement aléatoire telle que $c_k = E[\varepsilon_k^*]$. De cette manière, $E[\varepsilon_k] = 0$.

La partie déterministe V_k^p dépend des caractéristiques propres à l'alternative k expérimentées par l'individu p. L'hypothèse de linéarité est utilisée ici :

$$V_k^p = \sum_{i=1}^{n} \beta_i x_i^{kp} \tag{2}$$

où x_i^{kp} est la $i$ième caractéristique de l'alternative k expérimentée par l'individu p, et β_i est le coefficient indiquant l'importance relative de cette caractéristique dans l'utilité totale.

Les parties aléatoires ε_k sont supposées être indépendantes, et identiquement distribuées suivant une loi de Gumbel de paramètre de position η et de paramètre d'échelle $\mu > 0$, qui constitue une approximation analytique de la loi normale.

$$\begin{aligned} F(\varepsilon) &= e^{-e^{-\mu(\varepsilon-\eta)}} \\ f(\varepsilon) &= \mu e^{-\mu(\varepsilon-\eta)} e^{-e^{-\mu(\varepsilon-\eta)}} \end{aligned} \tag{3}$$

Sans perte de généralité pour le calcul des probabilités (voir Ben-Akiva and Lerman, 1985), le paramètre de position η peut être supposé nul, et le paramètre d'échelle μ égal à 1. A partir de ces hypothèses, la probabilité que l'indivipu p choisisse l'alternative i est

$$P_p(i) = \frac{e^{V_i^p}}{\sum_k e^{V_k^p}}, \tag{4}$$

où la somme sur k implique toutes les alternatives disponibles.

Le modèle ainsi développé est appelé *modèle logit multinomial.* De plus amples détails sur les modèles de choix discret en général, et sur les modèles logit en particulier sont décrits par Ben-Akiva and Lerman (1985).

2.1 Estimation

Etant donné les hypothèses sur la forme fonctionnelle de la fonction d'utilité et sur la distribution des variables aléatoires, les coefficients β de (2) et les constantes c_k de (1) décrivent le comportement des individus. Leur estimation découle d'une méthode du maximum de vraisemblance classique. Etant donné un échantillon de m observations, la fonction de vraisemblance de cet échantillon est donnée par

$$\mathcal{L}(\beta, c) = \prod_{p=1}^{m} P_p(i_p), \tag{5}$$

où i_p est l'alternative choisie pour la $p$ième observation. En considérant (4) et en maximisant le logarithme de cette fonction de vraisemblance, l'estimation des β et des c est obtenue par la résolution du problème de maximisation suivant

$$\max_{\beta,c} \log \mathcal{L}(\beta, c) = \max_{\beta,c} \sum_{p=1}^{m} \left(V_{i_p}^p - \log \sum_k e^{V_k^p} \right) \tag{6}$$

Le logiciel HieLoW, développé par Bierlaire (1995) et utilisé dans le cadre de cette étude, est spécialisé pour effectuer de telles estimations en utilisant une méthode de Newton avec région de confiance et gradients conjugués préconditionnés.

2.2 Tests statistiques

La qualité des estimateurs obtenus par la méthode de maximum de vraisemblance est évaluée principalement grâce à plusieurs tests d'hypothèses que nous présentons brièvement ici.

2.2.1 Coefficients nuls

Le test asymptotique t est utilisé pour tester si un coefficient particulier du modèle est significativement différent de zéro. Les valeurs critiques pour ce test sont les percentiles d'une distribution normale réduite. Nous utiliserons ici le niveau de significativité de 5 %, correspondant à une valeur critique de ± 1.96. La valeur du test est donnée par $\frac{\beta}{\sigma}$ où β est la valeur estimée du coefficient, et σ l'erreur standard asymptotique associée.

Hypothèse nulle : $\beta = 0$

Loi : normale

Test : β/σ

Valeur critique à 5 % : ± 1.96

2.2.2 Coefficients égaux

Le test asymptotique t est utilisé pour tester si deux coefficients du modèle sont significativement différents l'un de l'autre. Les valeurs critiques pour ce test sont les percentiles d'une distribution normale réduite. Nous utiliserons ici le niveau de significativité de 5 %, correspondant à une valeur critique de ± 1.96. La valeur du test est donnée par $\frac{\beta_i - \beta_j}{\sqrt{\mathrm{var}(\beta_i - \beta_j)}}$.

Hypothèse nulle : $\beta_i = \beta_j$

Loi : normale

Test : $\frac{\beta_i - \beta_j}{\sqrt{\mathrm{var}(\beta_i - \beta_j)}}$

Valeur critique à 5 % : ± 1.96

2.2.3 Modèles équivalents

Lorsque plusieurs coefficients sont soupçonnés être non significatifs, on fait l'hypothèse qu'ils sont nuls, et il sont supprimés du modèle général pour obtenir un modèle restreint. On utilise alors la statistique $-2(\mathcal{L}'_R - \mathcal{L}')$, où $\mathcal{L}'_R$ est la valeur de la fonction de log-vraisemblance du modèle restreint évaluée en les coefficients estimés, et $\mathcal{L}'$ est la valeur de la fonction de log-vraisemblance du modèle général évaluée en les coefficients estimés. Cette statistique est distribuée suivant une loi de χ^2 dont le nombre de degrés de libertés est $n_R - n$, où n_R est le nombre de coefficients du modèle restreint, et n le nombre de coefficients du modèle original.

Hypothèse nulle : les coefficients supprimés du modèle général sont nuls

Loi : χ^2

Test $: -2(\mathcal{L}'_R - \mathcal{L}')$

Valeur critique à 5 % : dépend du nombre de degrés de liberté.

3 Récolte des données

D'une manière générale, les données nécessaires à l'estimation de modèles logit sont constituées, pour chaque observation de l'échantillon, de

- la description de chaque alternative disponible via les caractéristiques x_i^{kp} intervenant dans (2),
- l'identificateur de l'alternative réellement choisie.

Dans le cadre de cette enquête, ces données ont été récoltées suivant la technique dite des "préférences déclarées". Cette méthode consiste à confronter les personnes interrogées à plusieurs choix entre deux cours hypothétiques, décrits par une série de caractéristiques que l'on désire tester, et à leur demander de déclarer le choix qu'ils effectueraient dans une telle situation. Les deux avantages de cette méthode dans le présent contexte sont :

1. plusieurs observations peuvent être collectées auprès d'un même étudiant, permettant d'augmenter l'information récoltée malgré la taille réduite de l'échantillon;
2. le modélisateur contrôle totalement les expériences qu'il propose, et peut ainsi
   - maximiser la quantité d'information utile, en évitant les redondances, par exemple,
   - s'assurer de pouvoir identifier séparément l'impact des différentes caractéristiques.

Relevons cependant que le comportement des individus confrontés à une situation réelle peut éventuellement être différent de leur réponse à une situation hypothétique. Le rapport de Pearmain, Swanson, Kroes and Bradley (1991) reprend en détail les différentes caractéristiques de cette technique.

3.1 Identification des caractéristiques

Pour déterminer la liste des caractéristiques à analyser, un questionnaire a été remis aux académiques du Département comportant une série de 29 caractéristiques pouvant influencer le choix des étudiants. Il leur était demandé de spécifier les cinq caractéristiques qui devraient être testées en priorité (cfr questionnaire en annexe).

Ces renseignements ont permis de déterminer une liste de 9 caractéristiques à tester.

- Type du cours : ex-cathedra/séminaire/travail personnel,
- Examen : réputé facile/moyen/difficile,
- Contenu du cours : réputé facile/moyen/difficile,
- Cours orientés vers la théorie/vers les exemples,
- Cours de base/de spécialité,
- Les applications à d'autres disciplines sont visibles/peu visibles,
- Le cours nécessite/ne nécessite pas l'informatique,
- Le cours est lié/n'est pas lié au mémoire,
- Le cours est lié/n'est pas lié à la recherche.

Ces caractéristiques sont codées de manière à être représentées par les x_i^{kp} de (2).

- Les caractéristiques à trois niveaux sont représentées par deux variables binaires $x_{i_1}^{kp}$ et $x_{i_2}^{kp}$ (6 variables au total), dont la signification est reprise à la table 1. A chaque fois, un niveau de base est sélectionné, et codé par $x_{i_1}^{kp} = 0$ et $x_{i_2}^{kp} = 0$. Les deux variables représentent alors la comparaison de chacun des deux autres niveaux avec le niveau de base.
- Les caractéristiques à deux niveaux sont représentées par une variable binaire dont la signification est reprise à la table 2.

Au total, 12 caractéristiques vont donc intervenir dans le modèle.

3.2 Questionnaire

Etant donné que les trois premières caractéristiques peuvent prendre trois valeurs, et que les six autres peuvent prendre deux valeurs, le nombre total de cours différents pouvant être définis à partir de ces caractéristiques est $3^3 \cdot 2^6 = 1728$. Envisager d'élaborer un questionnaire basé sur un tel nombre de possibilités étant exclus, une série de 16 cours a été selectionnée parmi les 1728 possibles, de telle manière à pouvoir identifier séparément l'impact de chacune des caractéristiques. Le choix des 16 cours a été effectué sur base de *tables d'expériences* disponibles dans Kocur, Adler, Hyman and Aunet (1981). Les questionnaires ont été élaborés en sélectionnant 20 paires non redondantes de cours issus de cette liste de 16 cours. Pour chacune des 20 paires de cours fictifs, quatre possibilités étaient proposées :

Caractéristique	$x_{i_1}^{kp}$	$x_{i_2}^{kp}$	Niveau
Type du cours	`SEMINA`	`TRAVAI`	
	0	0	ex-cathedra
	1	0	séminaire
	0	1	travail personnel
Examen	`EXAMOY`	`EXADIF`	
	0	0	facile
	1	0	moyen
	0	1	difficile
Contenu du cours	`CONMOY`	`CONDIF`	
	0	0	facile
	1	0	moyen
	0	1	difficile

Tableau 1: Codage des caractéristiques à trois niveaux

- Je choisirais le cours A,
- Je choisirais le cours B,
- A et B me semblent équivalents, et je peux choisir l'un ou l'autre,
- Je ne choisirais ni A ni B.

3.3 Echantillon

Les étudiants interrogés sont répartis comme suit :

Première licence :	22
Seconde licence :	17
	39

Chaque questionnaire comportait 20 questions, ce qui porte le nombre d'observations à 780.

3.4 Traitement des réponses de rejet et indécision

Le traitement de l'option de rejet (ni A ni B) est simple. Bien que les étudiants n'aient été confrontés qu'à deux options, le modèle est établi sur base d'un choix entre trois alternatives : A, B et "ni A ni B". Il sera possible ainsi d'estimer l'"utilité" associée à cette option de rejet.

Caractéristique	x_i^{kp}	Niveau
Orientation	ORIENT	
	0	vers la théorie
	1	vers les exemples
Généralité	GENERA	
	0	cours de base
	1	cours de spécialité
Applications	APPLIC	
	0	peu visibles
	1	visibles
Informatique	INFORM	
	0	sans
	1	avec
Mémoire	MEMOIR	
	0	sans lien
	1	lié
Recherche	RECHER	
	0	sans lien
	1	lié

Tableau 2: Codage des caractéristiques à deux niveaux

Quant à l'option d'indécision, il était important de l'intégrer au questionnaire pour éviter des réponses aléatoires. Cependant, son traitement ne rentre pas dans le cadre théorique général. Dans le cas présent, la proportion de réponses d'indécision est de 9.23 % (72/780), ce qui nous aurait permis de simplement les ignorer.

Vu la taille relativement réduite de l'échantillon, nous avons pourtant préféré exploiter cette information. La technique utilisée est celle du double échantillon. Chaque observation est dédoublée, et une réponse indécise est reprise une fois comme étant A et la deuxième fois comme étant B. Par contre, les autres réponses sont purement dédoublées.

Le modèle estimé sur base de l'échantillon expurgé des réponses indécises et celui estimé sur base de l'échantillon doublé donnant des résultats qualitatifs similaires, nous avons décidé d'utiliser le double échantillon.

3.5 Séparation des modèles

Nous avons décidé d'étudier séparément le comportement des étudiants de première et de seconde licence. Cependant, les deux modèles ont été estimés simultanément, de manière à identifier les caractéristiques communes aux deux types d'étudiants. En effet, cette estimation simultanée permet d'effectuer les tests statistiques, et notamment le test d'égalité entre coefficients.

4 Résultats

En tenant compte d'un total de 12 caractéristiques, de la modelisation de l'option "ni A ni B", dont il faut estimer l'utilité, et de la séparation des modèles entre les deux licences, le nombre de coefficients estimés dans le modèle complet est de (12+1)*2 = 26. Les tests statistiques ont permis de détecter les caractérisques n'influençant pas significativement les choix, qui ont alors été supprimées du modèle, et les caractéristiques communes aux étudiants de première et seconde licence, qui ont été rassemblées.

4.1 Caractéristiques non significatives

Les caractéristiques suivantes se sont avérées ne pas influencer le choix des étudiants.

GENERA Que le cours soit de base ou de spécialité n'influence pas les étudiants de **première licence** ni les étudiants de **seconde licence** dans leur choix.

ORIENT Que le cours soit orienté vers la théorie ou les exemples n'influence pas les étudiants de **première licence** dans leur choix.

RECHER Que le cours soit ou non lié à la recherche n'influence pas les étudiants de **première licence** dans leur choix.

SEMINAR Que le cours soit de type ex-cathedra ou sous forme de séminaire n'influence pas les étudiants de **première licence** ni les étudiants de **seconde licence** dans leur choix[1].

CONMOY Que le contenu du cours soit facile ou de difficulté moyenne n'influence pas les étudiants de **première licence** ni les étudiants de **seconde licence** dans leur choix.

CONDIF Que le contenu du cours soit facile ou difficile n'influence pas les étudiants de **seconde licence** dans leur choix.

INFORM Que le cours utilise ou non de l'informatique n'influence pas les étudiants de **seconde licence** dans leur choix.

La même information est reproduite ci-dessous par licence :

Première licence :	GENERA
	ORIENT
	RECHER
	SEMINA
	CONMOY
Seconde licence :	CONDIF
	GENERA
	CONMOY
	INFORM
	SEMINA

Le nombre total de coefficients à estimer est donc passé de 26 à 16.

4.2 Caractéristiques similaires

Les caractéristiques suivantes se sont avérées influencer les étudiants de première et de seconde licence de façon similaire.

- APPLIC : les applications à d'autres disciplines sont visibles/peu visibles,
- EXAMOY : Examen : réputé facile/moyen,

[1] La variable SEMINAR permet la comparaison, pour la caractéristique *type de cours* entre le niveau de base *ex-cathedra* et le niveau *séminaire*. La comparaison entre *ex-cathedra* et *travail personnel* est appréhendée par la caractéristique TRAVAI.

- MEMOIR : Le cours est lié/n'est pas lié au mémoire,
- TRAVAI : Type du cours : ex-cathedra/travail personnel.

Le nombre total de coefficients à estimer est donc passé de 16 à 12.

4.3 Caractéristiques positives

Avant d'analyser en détail les valeurs des coefficients estimés, il est intéressant d'interpréter leur signe. Les caractéristiques suivantes influencent positivement l'utilité associée à un cour.

Première licence :	APPLIC	Les applications sont visibles	`(+7.174e-01)`
	TRAVAI	Le cours est du type "travail personnel"	`(+4.175e-01)`
	MEMOIR	Le cours est lié au mémoire,	`(+3.653e-01)`
Seconde licence :	APPLIC	Les applications sont visibles	`(+7.174e-01)`
	TRAVAI	Le cours est du type "travail personnel"	`(+4.175e-01)`
	MEMOIR	Le cours est lié au mémoire	`(+3.653e-01)`
	RECHER	Le cours est lié à la recherche	`(+2.986e-01)`

4.4 Caractéristiques négatives

Les caractéristiques suivantes influencent négativement l'utilité associée à un cour.

Première licence :	EXADIF	L'examen est réputé difficile	`(-1.906e+00)`
	CONDIF	Le contenu du cours est difficile	`(-8.625e-01)`
	EXAMOY	L'examen est réputé de difficulté moyenne	`(-3.966e-01)`
	INFORM	Le cours est lié à l'informatique	`(-2.176e-01)`
Seconde licence :	EXADIF	L'examen est réputé difficile	`(-1.154e+00)`
	EXAMOY	L'examen est réputé de difficulté moyenne	`(-3.966e-01)`
	ORIENT	Le cours est orienté vers les exemples	`(-3.597e-01)`

4.5 Fonctions d'utilité

La partie déterministe des fonctions d'utilité (cfr équation (2)) est reprise ci-dessous. Ainsi, pour évaluer l'utilité affectée par un étudiant à un cours, il suffit de spécifier les caractéristiques de ce cours en utilisant les caractéristiques du modèle. Des exemples (purement imaginaires) illustrent l'évaluation des fonctions d'utilité. Notons que certains résultats numériques sont présentés en notation "ingénieur". Ainsi, xey est équivalent à $x\ 10^y$.

4.5.1 Première licence

- Utilité du cours =

$$
\begin{array}{rcrl}
\text{APPLIC} & \cdot & \texttt{7.174e-01} & + \\
\text{CONDIF} & \cdot & \texttt{-8.625e-01} & + \\
\text{EXADIF} & \cdot & \texttt{-1.906e+00} & + \\
\text{EXAMOY} & \cdot & \texttt{-3.966e-01} & + \\
\text{INFORM} & \cdot & \texttt{-2.176e-01} & + \\
\text{MEMOIR} & \cdot & \texttt{3.653e-01} & + \\
\text{TRAVAI} & \cdot & \texttt{4.175e-01} &
\end{array}
$$

- Utilité de “ni A ni B” = -2.4861.

Les indicateurs statistiques correspondant à ces estimations sont repris à la table 3. A titre d'exemple, comparons

- un cours A
  - de type “travail personnel” (TRAVAI = 1),
  - dont l'examen est réputé difficile (EXAMOY=0,EXADIF=1),
  - dont le contenu est réputé moyen (CONDIF = 0),
  - nécessitant l'informatique (INFORM=1),
  - lié au mémoire (MEMOIR=1),
  - dont les applications à d'autres disciplines sont visibles (APPLIC=1),
- et un cours B
  - de type séminaire (TRAVAI=0),
  - dont l'examen est réputé facile (EXAMOY=0,EXADIF=0),
  - dont le contenu est réputé difficile (CONDIF=1),
  - ne nécessitant pas l'informatique (INOFRM=0),
  - non lié au mémoire (MEMOIR=0),
  - dont les applications à d'autres disciplines sont peu visibles (APPLIC=0).

$$
\begin{array}{rlcr}
\text{P(A)} = & e^{-0.6234}/(e^{-0.6234}+e^{-0.8625}+e^{-2.4861}) & = & 51.48\ \% \\
\text{P(B)} = & e^{-0.8625}/(e^{-0.6234}+e^{-0.8625}+e^{-2.4861}) & = & 40.53\ \% \\
\text{P(ni A ni B)} = & e^{-2.4861}/(e^{-0.6234}+e^{-0.8625}+e^{-2.4861}) & = & 7.99\ \%
\end{array}
$$

Caract.	Estimation	Err. standard	test t
APPLIC	7.174e-01	9.482e-02	7.565e+00
CONDIF	-8.625e-01	1.353e-01	-6.375e+00
EXADIF	-1.906e+00	1.855e-01	-1.027e+01
EXAMOY	-3.966e-01	1.163e-01	-3.411e+00
INFORM	-2.176e-01	1.007e-01	-2.161e+00
MEMOIR	3.653e-01	7.469e-02	4.892e+00
TRAVAI	4.175e-01	9.705e-02	4.302e+00

Tableau 3: Première licence : qualité statistique des estimateurs

4.5.2 Seconde licence

- Utilité du cours =

$$\begin{aligned} & \text{APPLIC} \cdot \texttt{7.174e-01} + \\ & \text{EXAMOY} \cdot \texttt{-3.966e-01} + \\ & \text{MEMOIR} \cdot \texttt{3.653e-01} + \\ & \text{EXADIF} \cdot \texttt{-1.154e+00} + \\ & \text{ORIENT} \cdot \texttt{-3.597e-01} + \\ & \text{RECHER} \cdot \texttt{2.986e-01} + \\ & \text{TRAVAI} \cdot \texttt{4.175e-01} \end{aligned}$$

- Utilité de “ni A ni B” = -1.2324.

Les indicateurs statistiques correspondant à ces estimations sont repris à la table 4. A titre d'exemple, comparons

- un cours A
  - de type “travail personnel” (TRAVAI=1),
  - dont l'examen est réputé difficile (EXAMOY=0,EXADIF=1),
  - orienté vers la théorie (ORIENT=0),
  - lié à la recherche (RECHER=1),
  - lié au mémoire (MEMOIR=1),
  - dont les applications à d'autres sciences sont peu visibles (APPLIC=0).
- et un cours B
  - de type “travail personnel” (TRAVAI=1),
  - dont l'examen est réputé de difficulté moyenne (EXAMOY=1,EXADIF=0),

– orienté vers la théorie (ORIENT=0),

– non lié à la recherche (RECHER=0),

– non lié au mémoire (MEMOIR=0),

– dont les applications à d'autres sciences sont peu visibles (APPLIC=0).

$$\begin{aligned}
\mathrm{P(A)} &= e^{-0.0726}/(e^{-0.0726}+e^{0.0209}+e^{-1.2324}) &= 41.47\ \%\\
\mathrm{P(B)} &= e^{0.0209}/(e^{-0.0726}+e^{0.0209}+e^{-1.2324}) &= 45.53\ \%\\
\mathrm{P(ni\ A\ ni\ B)} &= e^{-1.2324}/(e^{-0.0726}+e^{0.0209}+e^{-1.2324}) &= 13.00\ \%
\end{aligned}$$

Caract.	Estimation	Err. standard	test t
APPLIC	7.174e-01	9.482e-02	7.565e+00
EXAMOY	-3.966e-01	1.163e-01	-3.411e+00
MEMOIR	3.653e-01	7.469e-02	4.892e+00
EXADIF	-1.154e+00	1.785e-01	-6.465e+00
ORIENT	-3.597e-01	1.264e-01	-2.847e+00
RECHER	2.986e-01	1.178e-01	2.535e+00
TRAVAI	4.175e-01	9.705e-02	4.302e+00

Tableau 4: Seconde licence : qualité statistique des estimateurs

4.6 Comparaison des modèles

Si l'on compare le modèle complet, où toutes les caractéristiques interviennent d'une façon différente pour les étudiants de première et de seconde licence (26 coefficients) et le modèle final, obtenu après interprétation des tests statistiques (12 coefficients), nous obtenons, en appliquant le test décrit à la section 2.2.3 :

Log-vraisemblance modèle complet :	-1255.15	
Log-vraisemblance modèle final :	-1261.26	
Test χ^2 :	12.22	
Valeurs critiques (14 degrés) :	10 % :	21.064
	5 % :	23.685
	1 % :	29.141.

Le modèle final n'est donc pas significativement différent du modèle complet, ce qui nous permet de le prendre en considération.

5 Remarques

Nous concluons ce rapport par quelques remarques relatives à l'utilisation des résultats.

1. L'utilité associée à un cours, valeur sans dimension, n'a aucune signification en soi. Cette valeur ne peut être utilisée que dans le cadre d'une comparaison dans le cadre du modèle Logit.

2. Si les résultats numériques fournissent la partie déterministe de la fonction d'utilité, il ne faut pas perdre de vue que l'hypothèse de base considère l'utilité comme une variable aléatoire. Ainsi, les résultats fournis par le modèle sont relatifs à une **probabilité** de choix, et non à un choix ferme.

3. Les valeurs estimées des coefficients sont sujettes à des erreurs statistiques (cfr tables 3 et 4). La pratique courante ne prend pas ce type d'erreur en compte lors du calcul des probabilités de choix. Les théoriciens et praticiens interrogés à ce sujet admettent qu'il s'agit d'une lacune méthodologique, mais estiment qu'elle a peu d'impact sur l'utilisation concrète des résultats.

Références

Ben-Akiva, M. E. and Lerman, S. R. (1985). *Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand*, MIT Press, Cambridge, USA.

Bierlaire, M. (1995). A robust algorithm for the simultaneous estimation of hierarchical logit models, *GRT Report 95/3*, Department of Mathematics, FUNDP.

de Palma, A. and Thisse, J.-F. (1989). Les modèles de choix discret, *Annales d'économie et de statistique* **14**: 151–190.

Kocur, G., Adler, T., Hyman, W. and Aunet, B. (1981). Guide to forecasting travel demand with direct utility assessment, *Technical Report 413*, Resource Policy Center, Thayer School of Engineering, Dartmouth College, Hanover, NH 03755.

Pearmain, D., Swanson, J., Kroes, E. and Bradley, M. (1991). Stated preference techniques: a guide to practice, *Technical report*, Steer Davies Gleave and Hague Consulting Group. Second edition.