

# L'économétrie des données expérimentales : défis et opportunités

Claude Montmarquette

DANS **ÉCONOMIE & PRÉVISION** 2008/1 n° 182 , PAGES 7 À 17  
ÉDITIONS **LA DOCUMENTATION FRANÇAISE**

ISSN 0249-4744

DOI 10.3917/ecop.182.0007

Date de mise en ligne : 05/08/2008

Article disponible en ligne à l'adresse

<https://shs.cairn.info/revue-economie-et-prevision-1-2008-1-page-7?lang=fr>



Découvrir le sommaire de ce numéro, suivre la revue par email, s'abonner...  
Scannez ce QR Code pour accéder à la page de ce numéro sur Cairn.info.



**Distribution électronique Cairn.info pour La Documentation française.**

Vous avez l'autorisation de reproduire cet article dans les limites des conditions d'utilisation de Cairn.info ou, le cas échéant, des conditions générales de la licence souscrite par votre établissement. Détails et conditions sur [cairn.info/copyright](http://cairn.info/copyright).

Sauf dispositions légales contraires, les usages numériques à des fins pédagogiques des présentes ressources sont soumises à l'autorisation de l'Éditeur ou, le cas échéant, de l'organisme de gestion collective habilité à cet effet. Il en est ainsi notamment en France avec le CFC qui est l'organisme agréé en la matière.

# L'économétrie des données expérimentales : défis et opportunités

Claude Montmarquette<sup>(\*)</sup>

*L'économie expérimentale aide à la collecte de données empiriques pertinentes et fiables et permet d'évaluer l'importance de chaque motivation particulière (recherche du gain, besoin de réciprocité, réaction aux changements institutionnels, ...) dans la prise de décision des agents. L'expérimentation en laboratoire rend possible la comparaison entre les environnements, les institutions et les politiques incitatives afin d'en évaluer l'efficacité relative, sans avoir à subir les coûts sociaux et privés associés à leur mise en place.*

*L'objectif visé dans ce texte est de répondre aux interrogations suivantes relativement à l'économétrie des données expérimentales : où en sommes-nous et quels sont les défis à relever pour mieux exploiter les données expérimentales ?*

*Dans une première section nous faisons ressortir les avantages des données expérimentales : elles sont contrôlées par l'économètre, elles sont très peu coûteuses à acquérir, elles se présentent sous plusieurs formes souvent de natures qualitatives et censurées pour fins d'analyses, et dans beaucoup d'expériences nous disposons de données en panel. Cette richesse amène évidemment une contrepartie : tous les problèmes économétriques connus en série chronologiques ou sur les micros données sont présents en économie expérimentale.*

*Ensuite nous revoyons à l'aide d'exemples précis les approches économétriques utilisées en économie expérimentale : l'approche paramétrique et non paramétrique. Cet univers de techniques est très vaste et nécessite une culture économétrique importante. Nous faisons ressortir que les tenants de l'approche non paramétrique témoignent d'un grand souci de bien connaître les données avant de les analyser. Ce n'est pas toujours le cas avec ceux et celles recourant surtout à l'approche paramétrique où la méthode a souvent tendance à dominer par rapport à l'objet de base de l'étude en cours. Cette remarque ajoute à l'intérêt d'utiliser les deux approches en mode de complémentarité.*

*Nous présentons pour terminer les défis qu'il faut relever pour permettre une exploitation efficace des données expérimentales en discutant notamment de ce que signifie un bon ajustement des données dans ce contexte, la cohérence entre les exigences théoriques liées aux protocoles expérimentaux et l'économétrie, l'utilité de l'approche bayésienne en économie expérimentale, comment tenir compte de la dynamique des décisions etc.*

*Afin de progresser dans notre compréhension des comportements des individus et du rôle des institutions, l'on a besoin d'une théorie réfutable, d'une économétrie pratique et des bonnes données pour réunir le tout. L'économie expérimentale dans cette optique est la méthodologie qui permet de faire converger toutes ces approches dans le but de résoudre des questions*

(\*) Cirano et Université de Montréal.

Préparé dans le cadre d'une séance plénière des 7<sup>ième</sup> Journées d'économie expérimentale, Rennes 2005, cet exercice de synthèse issu de mes recherches en économétrie appliquée et en économie expérimentale a largement profité de discussions avec mes collègues, en particulier, québécois et français. Je les remercie, et endosse seul la responsabilité des imprécisions que le texte pourrait contenir. Merci à Frédérique Bec et Pierre Malgrange pour leur lecture attentive du texte.

*pertinentes permettant de dégager des politiques économiques intéressantes. S'il ne faut pas se surprendre de l'importance acquise par l'économie expérimentale dans l'évolution de notre discipline, il faut reconnaître le prix à payer pour la formation d'un bon économiste expérimental. Cette formation est exigeante. L'art de développer des protocoles expérimentaux doit être soutenu par des connaissances théoriques de base et une excellente formation en économétrie pour exploiter efficacement les données.*

L'économie expérimentale aide à la collecte de données empiriques pertinentes et fiables et permet d'évaluer l'importance de chaque motivation particulière (recherche du gain, besoin de réciprocité, réaction aux changements institutionnels,...) dans la prise de décision des agents. L'expérimentation en laboratoire rend possible la comparaison entre les environnements, les institutions et les politiques incitatives afin d'évaluer l'efficacité relative, sans avoir à subir les coûts sociaux et privés associés à leur mise en place.

Du point de vue de l'économètre appliqué, un des grands intérêts de l'économie expérimentale est d'offrir un accès immédiat et sans restriction à des données qu'il contrôle entièrement. Cet accès représente un plus indéniable relativement aux données d'enquêtes souvent incomplètes et pas toujours facilement accessibles aux chercheurs universitaires. De plus, grâce au contrôle exercé, les données expérimentales minimisent les erreurs de mesure et les imprécisions. Les expériences en laboratoire permettent également d'étudier des comportements qui sont difficiles à observer ou à inférer avec les données d'enquêtes. Mentionnons, entre autres, les phénomènes de réciprocité, la participation à des activités illégales (fraude fiscale). Par ailleurs, certaines variables sont souvent absentes des enquêtes, comme par exemple le salaire de réserve sur le marché du travail et la valeur de réserve dans les enchères. L'approche expérimentale permet aussi l'étude de petits échantillons, ce qui constitue un énorme défi avec les données d'enquêtes pour des raisons de confidentialité évidente. Enfin, l'élément majeur est que les données expérimentales s'obtiennent à un coût dérisoire en comparaison au coût d'une enquête.

Mais, quelle est la validité statistique de ces données ? Pour beaucoup d'économistes, le caractère transférable des résultats obtenus en laboratoire à la réalité de l'économie soulève certains doutes. La réplique des économistes expérimentaux sur ce point est de noter que les participants sont des personnes vivantes et cognitives qui, comme dans la réalité de tous les jours, sont appelées à prendre des décisions qui affectent directement leurs revenus ou leur mieux-être. Le débat reste ouvert, mais les spécialistes des données d'enquêtes sont de plus en plus nombreux à reconnaître que l'avantage de la précision permise par les données expérimentales sur l'étude des comportements et des motivations compense l'absence de la représentativité issue de ce type de données<sup>(1)</sup>.

L'objectif visé dans ce texte est de répondre aux interrogations suivantes relativement à l'économétrie des données expérimentales : où en sommes-nous et quels sont les défis à relever pour mieux exploiter les données expérimentales ?

Lors d'une visite que je fis en 1996 du laboratoire de Vernon Smith en Arizona, destinée à mieux évaluer en tant qu'économètre appliqué l'intérêt de cette nouvelle source de données individuelles, ce dernier ne montra pas l'enthousiasme que je souhaitais lui voir exprimer sur l'économétrie des données expérimentales. Non que Smith soit contre l'économétrie, mais selon lui le résultat attendu de l'expérience doit apparaître évident par une image ou un graphique pour se convaincre de sa validité. Si ce n'est pas observable par graphique, le résultat obtenu par l'économétrie (ou la torture des données selon certains) reste douteux et somme toute, l'expérience peu concluante. Smith avait-il raison d'insister sur l'importance de bons graphiques en économie expérimentale ? Ai-je surestimé l'apport de l'approche économétrique en matière de données expérimentales ? Le clivage entre l'approche non paramétrique et paramétrique est-il nécessaire ? Comment tester la qualité des modèles et les valider avec l'approche expérimentale ?

Pour faire bref dans mes conclusions (*in a nutshell*), je dirais que Smith a raison d'insister sur l'intérêt d'un bon graphique pour présenter clairement les résultats d'une expérience. Mais pour trouver ce bon graphique, l'économétrie peut servir. Les approches non paramétrique et paramétrique apparaissent complémentaires plutôt que substituables dans l'analyse des données. Par ailleurs, l'économie expérimentale soulève de nombreux défis pour l'économètre tant sur la validation des modèles que sur l'exploitation plus efficace des données expérimentales.

---

## Où en sommes-nous ?

---

Avant de discuter de méthodes économétriques, il est intéressant d'identifier ce qui caractérise les données expérimentales.

### Les unités de mesure des observations

Dans toute analyse économétrique, il faut avant tout définir l'unité de mesure des observations. C'est une question incontournable dans les analyses empiriques et qui n'est pas triviale en économétrie. Pour définir l'hypothèse nulle,  $H_0$ , il faut spécifier à quel niveau d'agrégation la théorie s'applique.

Les données expérimentales offrent plusieurs possibilités. Il existe de nombreuses expériences où les jeux sont répétés avec les mêmes participants. L'économètre dispose alors de données en panel permettant d'introduire des effets individuels pour contrôler l'hétérogénéité non observée des participants et examiner la dimension dynamique des décisions. Comme les participants forment souvent des groupes dans les expériences, les

résultats par groupes peuvent être étudiés séparément. En agréant sur tous les individus ou sur les groupes, on obtient des données de séries chronologiques lorsque le jeu est répété sur plusieurs périodes. Par ailleurs, les données individuelles peuvent s'insérer dans un contexte de modèles à erreurs emboîtées où le participant  $i$  prend une décision en  $t$  et fait partie du groupe  $j$ . On peut ainsi prendre en compte l'effet de composante temporelle, l'effet de groupe et l'effet individuel sur les décisions des participants (exemples présentés plus loin).

En résumé, les données expérimentales permettent l'utilisation de techniques de séries chronologiques (macroéconomiques), d'enquêtes (microéconomiques) et également de panels.

### Les variables de décisions

Selon les jeux, les participants sont appelés à prendre des décisions sur des variables continues ou discrètes. Par exemple, dans les jeux de biens publics, les participants contribuent ou non au bien public et s'ils décident de contribuer, on souhaite expliquer les montants de leurs contributions. Les décisions prises soit sous forme discrète soit continue sont souvent sur un espace défini et censuré conduisant à des modèles de types *tobit* ou Poisson (unités entières). De plus, on peut vouloir expliquer l'utilité du participant à coopérer ou non et l'intensité de sa coopération à l'aide de modèles à variables latentes de types *probit* et *probit* ordonné, par exemple.

La variété des décisions que peuvent prendre les participants en économie expérimentale mobilise non seulement les techniques économétriques traditionnelles, mais largement l'économétrie des données qualitatives et l'économétrie des données de panel.

### Quelle approche économétrique retenir ? Non paramétrique ou paramétrique ?

#### *L'approche non paramétrique*

Traditionnellement, l'analyse expérimentale a accordé une place importante à l'analyse non paramétrique, ce qui est souvent le cas d'ailleurs chez les psychologues, en médecine et en biochimie, par exemple, où les protocoles de recherche en laboratoire sont importants. Qu'en est-il exactement de cette approche ?

Cette approche propose des analyses sur données agrégées par traitements ou par sessions, par exemple. Le regroupement des données permet de contrôler indirectement l'hétérogénéité des individus en postulant que des variables comme l'aversion au risque, l'impatience vis-à-vis du temps ne varient pas systématiquement entre deux échantillons aléatoires de taille suffisante.

Parmi les avantages de l'approche non paramétrique :

- elle n'impose pas aux données une distribution *a priori* ;
- cette approche repose généralement sur des tests de rang où le caractère ordinal des données est suffisant ;
- elle concerne des statistiques relativement simples à calculer ;
- elle est utile dans le cas de petits échantillons.

Il existe plusieurs tests non paramétriques. Le test  $U$  de Mann-Whitney est un des tests les plus puissants. Il permet d'évaluer la présence de différences de résultats entre des traitements d'une même expérience. Par exemple, est-ce qu'un traitement donné conduit à des contributions volontaires à un bien public supérieur à un autre traitement ? Il s'agit donc de comparer *deux* séries d'observations *indépendantes*. Il est recommandé d'avoir huit observations indépendantes, et jamais moins de six pour ce genre de test, impliquant un minimum de six sessions par traitement. Il arrive aussi d'utiliser le test  $U$  de Mann-Whitney pour vérifier si les premières périodes offrent des résultats différents des dernières périodes dans les sessions d'un traitement donné. Notons que ceci implique que les premières observations n'influencent pas les dernières. Ceci n'est pas toujours le cas et les utilisateurs de ce test ne se rendent pas toujours compte de cette contrainte. Plus général, le test de Kruskal-Wallis vérifie l'hypothèse nulle selon laquelle  $k$  échantillons ou traitements proviennent de populations identiques avec la même médiane.

D'autres tests sont aussi largement utilisés. Le test binomial s'applique lorsque chacune des observations de l'échantillon peut ne prendre que deux valeurs. Si la décision est aléatoire, la probabilité est de 50% de trouver l'une ou l'autre valeur. Ce test est utilisé, par exemple, pour évaluer la notion de réciprocité dans les jeux de biens publics : est-ce que les joueurs ajustent ou non leur contribution individuelle à la contribution moyenne des autres partenaires en l'augmentant (diminuant) si les autres ont contribué davantage (moins) dans la période précédente ?

Il existe un nombre important de tests sur la qualité de l'ajustement des modèles aux données (*goodness of fit*, un sujet sur lequel nous reviendrons). Quelques exemples peuvent être donnés. Le test du  $\chi^2$  évalue s'il existe une différence significative entre un nombre observé de réponses tombant dans chaque catégorie et un nombre attendu qui est basé sur l'hypothèse nulle aléatoire. Le test Kolmogorov-Smirnov détermine si un échantillon provient de la même distribution théorique que la population (par exemple entre la durée des grèves prédites par le modèle théorique et celle observée). Le test de Wilcoxon (*Wilcoxon Matched Pair Signed Ranks Test*) vérifie si la médiane des observations entre

deux traitements diffère en utilisant non seulement la direction, mais aussi l'ampleur de la différence en donnant plus de poids à des différences plus élevées que faibles.

En résumé, l'approche non paramétrique implique une agrégation des données et l'on cherche à vérifier si le comportement des participants varie selon les traitements. Ces techniques s'appliquent à un petit nombre d'observations indépendantes. L'indépendance des observations est fondamentale et nécessite une grande prudence quant au protocole expérimental retenu. Ces tests sont généralement très conservateurs : une différence significative est souvent difficile à trouver sauf si les traitements sont très différents. Dans ce cas, il faut se demander si les traitements appartiennent à la même expérience ou pas. L'approche non paramétrique, se situant au niveau agrégé, "gomme" en quelque sorte les différences individuelles. Ainsi par exemple, si l'on cherche à étudier si les femmes sont plus coopératives que les hommes lorsqu'elles jouent entre elles dans le contexte d'un jeu de bien public, une analyse non paramétrique au niveau des sessions, ne permet pas d'introduire ce type de variables. Une solution dans ce cas, consisterait alors à repenser le protocole expérimental afin, par exemple, de ne faire interagir que des hommes dans un traitement et que des femmes dans un autre traitement.

Mentionnons que les tenants de l'approche non paramétrique témoignent toujours d'une grande volonté de bien connaître leurs données. Leurs résultats expérimentaux sont souvent présentés de façon ingénieuse et originale.

#### *L'approche paramétrique*

Comme l'approche non paramétrique, l'analyse économétrique peut se situer au même niveau que celui de la session expérimentale. Mais cette approche est surtout retenue pour comprendre les décisions individuelles des participants tout en contrôlant pour les traitements et les sessions.

L'approche paramétrique impose, par ailleurs, certaines contraintes sur les données en supposant que la variable de décision suit une loi de densité précise (une exception concerne les moindres carrés ordinaires qui imposent très peu aux données au niveau de l'estimation des paramètres). En contrepartie, en plus des variables directement liées à l'expérience, l'approche paramétrique permet d'introduire dans les modèles économétriques des variables individuelles observées comme le sexe du participant, son âge, sa discipline d'étude, sa participation antérieure à des expériences ou non, etc. Si les participants sont appelés à jouer plusieurs périodes dans l'expérience, l'hétérogénéité non observée est contrôlée avec des effets individuels sur données de panel.

Alors que l'approche non paramétrique est très exigeante pour que des différences significatives soient observées entre traitements, l'approche paramétrique reposant sur plus d'observations permet plus facilement de trouver des coefficients de variables statistiquement significatifs (dans le modèle linéaire de base, la variance de l'estimateur diminue avec le nombre d'observations, et on peut étendre cette idée dans les modèles à variables latentes et les modèles non linéaires). Mais ces coefficients significatifs peuvent souvent avoir un effet très négligeable sur la variable de décision. Il faut faire la distinction entre un effet potentiel d'un coefficient statistiquement significatif et l'effet véritable qui combine la valeur du coefficient avec la valeur moyenne de la variable. Les effets marginaux, généralement rapportés dans les études, sont aussi des indicateurs de l'influence réelle des variables.

Il existe une gamme impressionnante de modèles paramétriques pour analyser les décisions individuelles. Sans entrer dans les détails techniques, mentionnons les modèles à variables latentes ou discrètes comme le *probit* et le *logit* binaire qui permettent d'analyser la décision de contribuer ou non à des jeux de bien public, de jouer ou non l'équilibre de Nash ou l'optimum de Pareto. Le *probit* ou *logit* ordonné examine les déterminants de l'intensité de la coopération dans l'exemple des contributions volontaires à un bien public. En supposant, par exemple, que le participant dispose de 10 jetons, une contribution de 0 à 3 jetons au bien public signifierait peu de coopération de sa part, une contribution de 4 à 7 une coopération moyenne, alors que s'il contribue entre 8 et 10 jetons, il affiche une forte coopération. Comme pour l'ensemble des tests non paramétriques, nous demeurons ici dans un espace ordinal plutôt que cardinal.

On pourrait cependant s'intéresser plus spécifiquement au montant exact des contributions, à l'effort de travail ou au revenu déclaré selon l'expérience réalisée. Ici les modèles de type *tobit* (qui prennent en compte les observations censurées (à 0, entre autre) ou encore les modèles de type Poisson (qui opèrent avec des nombres entiers) sont souvent mobilisés. On peut aussi recourir aux modèles de durée, pour étudier, par exemple, les taux de hasard avant que les participants commencent à jouer l'équilibre de Nash, ou cessent leur coopération.

Dans tous ces modèles on introduit, à l'aide de variables auxiliaires, des variables liées aux différents traitements et aux autres dimensions de l'expérience. Par exemple, l'on peut évaluer comment les participants réagissent à une perte subite, suite à l'avènement d'une catastrophe ou la réalisation d'un sinistre, dans leurs décisions de contribution à un bien public ou encore à l'achat d'assurance si le sinistre est privé. Un autre exemple est de voir si des participants ayant différents

niveaux d'habileté coopèrent différemment lorsqu'ils forment des équipes. Mentionnons également les variables d'interaction. Par exemple, la contribution des autres membres du groupe au bien public dans la période précédente est introduite pour capter le phénomène de réciprocité. S'ajoutent enfin d'autres variables de contrôle, comme le sexe, l'âge, le niveau d'éducation, l'attitude vis-à-vis du risque des participants, etc.

Tous ces modèles sont généralement faciles à estimer. Cependant dans le cas de données de panel, certains modèles non linéaires ou de choix discrets posent quelques difficultés.

### *Les données de panel*

Les données expérimentales offrent des données de panel à l'économètre lorsque les participants sont appelés à jouer le même jeu pendant plusieurs périodes. L'exploitation de données de panel est surtout de nature paramétrique. L'accès à des données de panel offre l'avantage de prendre en compte les effets individuels pour contrôler l'hétérogénéité non observable chez les participants et de capter les phénomènes dynamiques dans les décisions.

Une première question concerne les effets individuels : sont-ils fixes ou aléatoires ?

Plusieurs chercheurs favorisent les effets fixes puisque souvent dans les expériences nous disposons d'un petit nombre de sujets, mais aussi de plusieurs périodes. L'effet individuel fixe tient compte d'une certaine conditionnalité de l'échantillon plutôt que de voir un échantillon tiré aléatoirement d'une population plus importante auquel correspondrait un effet individuel aléatoire. Mais l'utilisation des effets fixes limite la prise en compte d'effets de traitement ou de session par des variables auxiliaires correspondantes. Prenons l'exemple de l'individu  $i$  en période  $t$  impliqué dans la session  $s$  pour le traitement  $l$ . Comme plusieurs individus partagent la même session et que d'autres dans des sessions différentes font partie du même traitement, on doit introduire d'autres effets fixes pour capter ces effets de session et de traitement. Dans les modèles linéaires on s'arrête généralement à l'introduction de deux effets fixes : un effet individuel et un effet période. Avec l'ajout d'un effet de session et d'un effet de traitement, on risque le problème de *dummy trap* face à la capacité actuelle des logiciels à traiter ce cas plus général. Sans être totalement incontournable, si les données sont non cylindrées, cet exercice n'est pas trivial. La situation est plus facile à gérer avec des effets aléatoires ou des erreurs emboîtées en adjoignant aux effets aléatoires des effets fixes (variables auxiliaires) de session ou de traitement<sup>(2)</sup>.

Dans le contexte de variables discrètes latentes, l'analyse économétrique en panel pose certaines

difficultés. Dans ces modèles de données qualitatives ou censurées, on sait gérer un effet fixe ou aléatoire, mais pas deux effets à la fois. Ici encore, si l'on considère un effet individuel aléatoire, l'on peut introduire un effet fixe de période ou de traitement et s'en sortir relativement aisément. Si l'on ajoute en plus un effet de traitement, alors pour éviter les contraintes d'estimation ou la *dummy trap*, il est raisonnable d'introduire quelques effets de périodes regroupés en début et fin de jeux, mais pas toutes les périodes prises séparément.

Considérons maintenant un exemple précis de difficultés avec des variables censurées sur données de panel. Plusieurs études utilisent les modèles *tobit* sachant que la variable de décision a des points de censure, par exemple, lorsque l'on demande aux participants de contribuer à partir de leur dotation par période ou de fournir un niveau d'effort sur un support donné. Le *tobit* simple en panel ne pose aucun ennui. Mais il est raisonnable de penser que dans beaucoup d'expériences, le *tobit* généralisé serait plus intéressant. En effet, certaines variables explicatives peuvent exercer un effet contraire sur la probabilité d'une valeur nulle relativement aux déterminants des valeurs non nulles de la variable de décision. Par exemple, un travailleur habile pourrait accepter de coopérer avec un autre travailleur moins habile, et de choisir un effort de travail plus important. Ici la variable "habileté" exercerait un effet négatif sur la probabilité d'effort nul, mais un effet positif sur le niveau d'effort si l'effort est non nul. Or cette possibilité n'existe pas dans le *tobit* classique. Non seulement les mêmes variables sont retenues sur la partie  $\Pr(y = 0 | x\beta)$  et celle de  $\Pr(y | y > 0; x\beta)$ , mais les variables partagent les mêmes coefficients. Malheureusement, le *tobit* généralisé n'est pas trivial en panel, puisque deux équations sont en cause. Comment procéder dans ce cas ? On peut commencer avec un probit (panel ou non) pour expliquer une contribution positive ou un effort non nul de travail,  $y > 0$  ; ensuite l'on récupère l'inverse du ratio de Mill (IRM) à la Heckman. L'IRM s'ajoute comme variable additionnelle dans un modèle linéaire sur les décisions de contributions volontaires ou de niveau d'effort choisi et le modèle est estimé par moindres carrés généralisés pour tenir compte des effets individuels aléatoires. Bref une procédure en deux étapes. Certains ne sont pas convaincus par cette technique qui contraint l'effet individuel dans les deux équations à être identique. Mais, cette hypothèse demeure raisonnable et cette approche a été retenue dans quelques études sur données expérimentales (voir List, 2004, Lévy-Garboua, Montmarquette et Villeval, 2006).

Lorsque les variables de décisions ne se prêtent pas à des régressions linéaires, et que l'on a affaire à des variables de type *probit* ou *probit* ordonné, la méthode en deux étapes introduit des restrictions supplémentaires qui peuvent être relativement contraignantes. Notons que ce genre de problème est

également présent dans les expériences avec des situations de séquences de jeux impliquant une certaine conditionnalité ou des problèmes de sélection. Une possibilité est de recourir aux méthodes asymptotiques des estimateurs  $M$  développées notamment par Wooldridge (2002). Cette approche consiste à pondérer les observations par l'inverse de la probabilité de l'observation non nulle telle qu'estimée dans une première étape :

$$\Pr(y | y > 0) = \frac{\Pr(y, y = 1)}{\Pr(y > 0)}. \text{ À notre connaissance,}$$

aucune application en économie expérimentale n'a utilisé cette approche.

Un autre exemple de difficultés dans les modèles de panel concerne le traitement de la réciprocité, un concept très présent dans les expériences et souvent retenu comme élément d'explication des décisions individuelles. Dans l'approche non paramétrique, la réciprocité est considérée par exemple comme la différence entre la contribution d'un individu à un bien public, exemple habituel en la matière, et celle des autres membres de son groupe à la période précédente. Or avec un panel, cette définition introduit nécessairement la variable endogène retardée. Pour contourner, cette difficulté l'on ne retient souvent que la contribution des autres. Or selon Gardes et Montmarquette (2005), ceci risque de ne pas résoudre le problème puisque la contribution des autres est aussi fonction de sa propre contribution dans un contexte de réciprocité. Pour contourner cette difficulté, Aovagi et Fréchette (2005), dans une étude expérimentale, conditionnent la variable dépendante  $y$  à sa valeur en période 0. En guise de *proxy* pour les observations inobservables à la période 0, ils utilisent les contributions moyennes des autres (en guise d'espérance mathématique). Cette façon de faire mérite d'être poursuivie au plan théorique et empirique.

Mentionnons également le problème de la stationnarité des séries, dont il importe de se préoccuper dans le cas de données de panel, puisque dans certaines expériences, les sujets peuvent jouer plus de 50 périodes.

En résumé, l'économètre appliqué rêve de données de panel. Le panel permet plus de degrés de liberté, mais surtout la prise en compte d'effet individuel et l'étude de la dynamique du jeu. Les données expérimentales nous offrent ce type de données. Il faudra apprendre à les utiliser convenablement.

### **Quelle approche retenir : paramétrique ou non paramétrique ? Contradictions ou non ?**

Dans deux études (Keser et Montmarquette, 2005, 2008) nous n'avons trouvé, dans le cadre d'une situation particulière, aucun effet de réciprocité avec le test binomial non paramétrique en utilisant la définition de déviation comme mesure de réciprocité : si le participant  $i$  a contribué moins que

la moyenne des autres membres de son groupe à la période précédente,  $i$  n'a pas réagi en augmentant sa contribution à la période suivante.

Avec des données de panel et une estimation économétrique reliant la contribution de  $i$  en  $t$  à celles des autres en  $t-1$ , nous observons au contraire l'existence d'un phénomène de réciprocité puisque l'on observe que  $i$  augmente sa contribution si la moyenne des contributions des autres augmente. S'agit-il de résultats contradictoires ? Malgré les apparences, ce n'est pas le cas. En effet, il faut rappeler que le test non paramétrique retenu est un test de rang. Donc effectivement, comme on observe autant de réactions à la baisse que de réactions à la hausse selon la contribution des autres relativement à celle du participant  $i$ , l'hypothèse de réciprocité est rejetée sur la base de ce test. Or le test paramétrique est aussi un test d'intensité. Alors même que moins de participants augmentent leurs efforts ou leurs contributions relativement à celle des autres qui ne le font pas ou font l'inverse, il demeure néanmoins que ceux qui augmentent leurs contributions ou efforts le font de façon plus importante que ceux qui l'ont diminué marginalement. La régression paramétrique capte cette intensité. En confrontant les deux méthodes, ceci a conduit à des résultats plus précis et intéressants qui n'auraient pas été décelés sans cette comparaison paramétrique et non paramétrique.

Une autre dimension de complémentarité entre les deux approches est reliée à la question suivante : doit-on analyser les données en les différenciant par traitements ou doit-on les agréger ? La régression paramétrique sur une seule équation permet de tester très facilement si les traitements conduisent à des décisions ou résultats différents. Il suffit de vérifier si les coefficients des variables de traitement sont significativement différents entre eux. Les tests de Wald et ceux du ratio du maximum de vraisemblance (en imposant la contrainte de coefficients égaux) permettent de valider ou non les différences entre traitements. Si l'on sépare les équations, tester la différence entre traitements est plus compliqué. Remarquons, par ailleurs, que le recours à une seule équation implique l'hypothèse d'un seul et même aléa, ce qui est peut-être discutable, étant donné que ce ne sont pas les mêmes personnes qui sont impliquées dans les différents traitements. Notons qu'une statistique du  $\chi^2$  ou du test du  $t$  élevé n'implique pas un effet différentiel important entre traitements. Encore faut-il effectuer certaines simulations pour différencier entre un effet potentiel et un effet factuel. Nous avons déjà mentionné que les tests non paramétriques sont particulièrement bien adaptés pour vérifier si les traitements offrent des résultats différents ou non. Ces tests sont très conservateurs et s'ils acceptent des différences par traitements, l'essentiel est prouvé. Ceci correspond à la remarque de Smith à propos d'un bon graphique. En acceptant une différence entre traitements selon l'approche non paramétrique, utiliser des

régressions paramétriques par traitement demeure intéressant pour identifier l'effet des autres variables intervenant dans les décisions selon les traitements. Par ailleurs, s'il n'y a pas de différence, l'approche paramétrique par traitement peut aussi ajouter quelque chose de plus sur la façon dont les participants en moyenne arrivent aux mêmes décisions dans des contextes parfois très différents. Sans en faire une règle de base, il semble raisonnable de concentrer l'analyse paramétrique sur des régressions traitement par traitement et l'analyse non paramétrique, pour conclure sur les effets entre traitements.

Finalement, nous avons déjà mentionné que les tenants de l'approche non paramétrique témoignent d'un grand souci de bien connaître les données avant de les analyser. Ce n'est pas toujours le cas avec ceux et celles recourant surtout à l'approche paramétrique où la méthode a souvent tendance à dominer par rapport à l'objet de base de l'étude en cours. Cette remarque ajoute à l'intérêt d'utiliser les deux approches en mode de complémentarité.

## D'autres défis à l'exploitation efficace des données expérimentales

### Que signifie un bon ajustement des données avec l'approche expérimentale ?

La question de l'ajustement des modèles aux données (*goodness of fit*) est un élément important en économétrie. L'approche paramétrique nous fournit les *r-carrés* ou les *pseudo-r-carrés*. Mais quelle valeur est-elle convenable ? Par exemple, dans un modèle de type *probit* binaire, il est pratiquement impossible de faire mieux que de prédire la décision dominante si celle-ci représente au moins 60% des cas. Pour obtenir de meilleures prédictions, il faudrait réaliser un *r-carré* (ou *pseudo r-carré*) de 60% ce qui, avec des données microéconomiques, représente une situation rarissime. En fait, il faut se demander s'il est souhaitable de maximiser les *r-carrés* dans les analyses expérimentales. Comme économistes, nous souhaitons que les comportements réagissent aux incitations, indépendamment du vécu ou des caractéristiques individuelles. L'apport de la science économique au comportement des agents est de démontrer qu'ils réagissent aux incitations, quelles que soient leurs caractéristiques individuelles ! Si l'on veut privilégier un comportement de coopération, par exemple, il faut trouver les bonnes incitations pour amener toutes les personnes à coopérer. En d'autres termes, il est souhaitable que les paramètres estimés des variables de contrôle socioéconomiques ne soient pas statistiquement significatives.

### Comment valider une théorie avec l'approche expérimentale ?

Comment mesurer la valeur du modèle théorique pour expliquer les données expérimentales ? Prédire les premiers moments statistiques des données est une problématique fondamentale dans les modèles structurels. Or l'approche expérimentale est davantage une approche structurelle qu'une approche de forme réduite. Derrière le protocole expérimental retenu, il y a très souvent une structure théorique importante. L'objectif n'est pas fondamentalement d'expliquer la variance des décisions mais de tester les prédictions théoriques du modèle ou les idées sous-jacentes au protocole de l'expérience. Il faut vérifier la validité des prédictions théoriques associées à l'expérience. Quelques techniques sont disponibles dans la littérature sur cette question. Par exemple, l'approche du *Quantal Response Model* se veut une mesure permettant de détecter si les joueurs suivent ou non une théorie dans leur prise de décisions plutôt que de prendre des décisions aléatoires. Du point de vue économétrique, le QRM correspond au modèle *logit* multinomial dans lequel la probabilité de choisir parmi  $m$  options possibles est proportionnelle à une fonction exponentielle des profits attendus associés aux différentes options :

$$P_i = \left( \frac{\exp(\pi_i^e | \mu)}{\sum_{j=1, \dots, m} \exp(\pi_j^e | \mu)} \right)$$

On voit que si  $\mu \rightarrow \infty$  alors  $P_i = \frac{1}{m}$ , ce qui suggère

des décisions aléatoires et non stratégiques. Par ailleurs,  $\mu \rightarrow 0$ , indique que les participants sont sensibles aux profits associés à leur décision. Plusieurs études ont utilisé cette approche pour confirmer la prise de décision stratégique des participants (voir Goeree, Holt et Palfrey, 2002). Mais il semble que le paramètre de base  $\mu$  ne soit pas indépendant des unités de mesure et notons de plus que le *logit* multinomial implique l'hypothèse *IIA* d'indépendance entre les alternatives non pertinentes. Cette hypothèse, qui implique que les ratios des probabilités entre différentes alternatives sont indépendants de la dimension de l'espace des alternatives, n'est pas très pertinente.

Une autre technique, relativement simple à mettre en place, mais dont la robustesse reste à démontrer, est l'analyse par grappe (*cluster analysis*) afin d'identifier les principales stratégies utilisées par les participants. Cette approche consiste à identifier des groupes homogènes distincts. Dans une première étape, quelques variables sont retenues pour établir le nombre de partitions : par exemple, dans les expériences sur des contributions volontaires, la fréquence des contributions non nulles, la moyenne et l'écart type des contributions sont des variables

relativement naturelles. En effet, il paraît raisonnable de soutenir qu'un petit nombre de contributions non nulles, une moyenne et un écart type des contributions faibles, indiquent une stratégie de non-coopération. Une fréquence élevée de contributions positives suggère au contraire une stratégie de coopération. L'écart type des contributions positives identifie le caractère plus ou moins constant de la stratégie. L'application de la méthode hiérarchique de Ward identifie les grappes résumant les stratégies des participants. Généralement, deux à trois grappes suffisent pour opposer des stratégies très différentes. En calculant par grappes quelques statistiques descriptives (moyenne, écart type, médiane) pour les variables retenues, il est possible d'identifier la stratégie principalement utilisée par les participants selon les traitements. Notons qu'il existe une autre approche pour traiter la question de participants poursuivant des stratégies différentes, qui consiste à introduire directement dans les modèles économétriques des équations spécifiques modélisant ces stratégies. Par exemple, dans le cadre d'un bien public, on peut distinguer *a priori* le resquilleur du coopérateur. Cette hétérogénéité non observée des participants est captée en estimant la probabilité qu'un participant soit resquilleur ou coopérateur par la méthode du maximum de vraisemblance. On laisse les données choisir la pondération qui maximise la vraisemblance statistique du modèle. Bardley et Moffatt (2005) offre un bel exemple de cette approche appliquée à des données expérimentales.

Cette discussion de l'ajustement du modèle aux données et celle concernant la façon de distinguer les décisions stratégiques des décisions aléatoires dans les expériences nous amènent à reprendre un résultat fondamental sur la théorie de la demande présenté par Becker il y a plus de quarante ans. L'idée essentielle de la théorie de la demande est que les quantités réagissent inversement aux prix. Or Becker (1962) a montré que ce résultat peut être la résultante d'un choix aléatoire (donc irrationnel), si tous les points de la contrainte budgétaire sont uniformément possibles. Un changement dans les prix relatifs conduit, de cette façon, à retrouver que les quantités demandées réagissent inversement aux prix. Ce modèle met en évidence l'importance des contraintes sur les préférences. Dans la même optique, mentionnons également les articles de Gode et Sunder (1993) et Farmer, Patelli et Zovko (2005) qui sont centrés sur l'"intelligence" zéro des joueurs. Dans leurs articles, ces auteurs montrent qu'un choix au hasard dans un espace contraint peut s'avérer un très bon substitut à une rationalité individuelle fondée sur une théorie relativement sophistiquée des enchères. En d'autres termes, pour renoncer à une théorie, il faut une autre théorie, même si cette dernière explique très mal les données. Les faits ne sont jamais suffisants pour éliminer une théorie. Par exemple, une théorie qui prédirait correctement dans 51% des cas, représente néanmoins une meilleure

théorie qu'une théorie strictement aléatoire de pile ou face dans la situation où seulement deux états possibles de la nature sont à prévoir. Remarquez qu'ici, l'économiste se tromperait dans 49% des cas ! Si trois états sont possibles, il suffit de prédire correctement dans 34% des cas pour battre une théorie strictement aléatoire !

Deux types de recherche mobilisent actuellement les économistes expérimentaux. Dans certaines études, l'accent est mis sur la question des contraintes que les différents traitements imposent ou pas afin de comprendre les comportements des participants et le rôle des institutions. D'autres études, par exemple cherchent à éliciter les préférences vis à vis du risque ou les préférences temporelles. À la lueur des discussions présentes, dans les deux cas, il existe un véritable défi pour l'économètre : valider les résultats expérimentaux et en donner une explication économique cohérente.

### **Concilier théorie et économétrie ou comment faire rejoindre deux mondes qui ont eu tendance à s'isoler : le rôle important de l'économie expérimentale sur cette question.**

Les économètres théoriques ou purs ne se préoccupent pas trop des données et des contraintes qu'elles imposent sur les techniques et la spécification des modèles. Une économétrie qui ne s'inspire pas de problèmes pratiques risque souvent de développer des méthodes ou des contributions théoriques qui ne sont pas particulièrement utiles pour les économistes. Et on a un peu de mal à distinguer ici le statisticien de l'économètre. D'autre part les théoriciens normatifs n'ont pas besoins de données. Donc, il n'y a pas beaucoup d'espoir de ce côté-là pour faire le pont entre ces deux solitudes.

Afin de progresser dans notre compréhension des comportements des individus et du rôle des institutions, l'on a besoin d'une théorie réfutable, d'une économétrie pratique et des bonnes données pour réunir le tout. L'économie expérimentale dans cette optique est la méthodologie qui permet de faire converger toutes ces approches dans le but de résoudre des questions pertinentes permettant de dégager des politiques économiques intéressantes. Il ne faut donc pas se surprendre de l'importance acquise par l'économie expérimentale dans l'évolution de notre discipline. Et cela ne semble être qu'un début. Le prix à payer pour cela est que l'économiste expérimental devra maîtriser beaucoup de choses pour exercer son talent efficacement.

Comme nous l'avons vu, les défis sont importants au niveau de l'économétrie. À un niveau théorique, il faudra s'attacher à mieux comprendre la dynamique des choix. L'induction à rebours est une forme de théorie dynamique, mais qui a largement rencontré ses limites. Il y a les modèles de *learning* qui offrent sur ces questions quelques attentes positives.

Comment apprennent les participants et quelles institutions leur permettent d'apprendre plus rapidement ? Ainsi pour Vernon Smith, l'expérience permet aux individus, n'ayant pas *a priori* de connaissances en théorie économique, de la découvrir et de trouver les équilibres du modèle. Plusieurs recherches sont en cours sur cette question avec divers modèles concurrents. Ainsi mentionnons par exemple, les modèles du "renforcement" (appuyés par les psychologues) qui s'appuient sur les paiements et sur l'efficacité des décisions du passé (*backward looking*). Il existe également les modèles de croyance (*belief learning models*), une approche plutôt dominante chez les économistes qui se fonde sur la croyance d'être en mesure de prévoir comment les autres joueurs vont jouer dans l'expérience (*forward looking*). Il y a enfin les modèles hybrides (*experienced weighed attraction*) qui actualisent les croyances à chaque période. Sans entrer dans les détails de ces modèles (voir Chong, Camerer et Ho, 2006), une contrepartie économétrique à ces idées serait l'économétrie bayésienne qui pour le moment n'est pas encore très présente dans l'analyse des données expérimentales.

On peut aussi songer à la programmation dynamique stochastique qui reconnaît que le participant doit optimiser à chaque période dans le cadre d'un modèle structurel<sup>(3)</sup>.

Si l'identification des règles de décision peut s'appuyer sur l'économétrie des modèles probabilistes des choix, ceci nécessite très souvent des informations complémentaires. On essaie alors de développer des modèles de formation des anticipations (vis-à-vis des autres joueurs), la révélation des préférences et les règles de décisions. On tombe ici dans les équations simultanées et la réalisation de plusieurs expériences avec les mêmes participants. En panel, tout ça n'est pas évident à gérer.

Finalement, il y a aussi des questions de cohérence qu'il faudra résoudre. Prenons un exemple relativement simple dans lequel la théorie retenue suppose des individus homogènes, notamment devant l'attitude vis-à-vis du risque. Passons ensuite aux données en panel avec les résultats de l'expérience et introduisons un effet individuel qui pourrait fort bien mesurer l'attitude vis-à-vis le risque. Évidemment ici, il y a un problème de cohérence entre la théorie qui suppose l'homogénéité des individus et l'économétrie, qui par l'effet individuel suppose une hétérogénéité non observée des participants vis-à-vis du risque. Les théories de Nash, par exemple, supposent des individus semblables, même si la théorie des jeux envisage des jeux asymétriques, tout en supposant une connaissance commune.

## Conclusion

En conclusion, l'économie expérimentale est appelée à jouer un rôle fondamental dans la progression de la science économique et de l'économétrie. Le fait que l'économie expérimentale produise des données est un avantage considérable pour l'économiste soucieux de transmettre ses connaissances dans tous les milieux, aussi bien des entreprises privées que celles publiques ou para-publiques. Dans la pratique, les responsables sont toujours plus réceptifs aux faits qu'aux discours théoriques. En somme, opter pour l'approche de l'économie expérimentale permet à l'économiste comme au praticien de se situer au cœur des choses. Nul doute que ceci explique la profusion des laboratoires d'économie expérimentale dans le monde et une forte demande d'économistes expérimentalistes dans les facultés de sciences économiques.

Il faut reconnaître le prix à payer pour la formation d'un bon économiste expérimental. Cette formation est exigeante. L'art de développer des protocoles expérimentaux doit être soutenu par des connaissances théoriques de base et une bonne formation en économétrie.

Trois petites règles d'usage pour conclure :

- trouver une bonne question avant de réfléchir au modèle et à la méthode d'estimation. La forme ne doit pas prendre préséance sur le fond ;
- bien comprendre ses données expérimentales. S'engager dans les analyses économétriques sans trop regarder les données sous prétexte que les outils informatiques actuellement disponibles sont très conviviaux, est une erreur. Il y a le risque de passer à côté de vraies questions et des bons résultats ;
- éviter d'être trop puriste : mieux vaut parfois admettre un biais que de tenter une correction qui repose sur trop d'hypothèses et impose beaucoup aux données.

---

## Notes

---

(1) Dans un rapport d'évaluation sur une étude mobilisant l'économie expérimentale, T. Scott Murray, alors Directeur-général des institutions et statistiques sociales à Statistique Canada, s'exprimait ainsi : "In general, the paper answers a number of questions in a way that large-scale household surveys cannot. What large-scale household surveys add in terms of representativity they lose in the bluntness of their behavioural and motivational measures."

(2) Il est à noter que Engle-Warnick et Turdaliev (2005) dans leur étude expérimentale suggèrent de tenir compte de l'hétérogénéité sur les coefficients des variables explicatives (et non sur le niveau de la variable de décision) en effectuant des régressions MCO pour chaque individu et en agrégeant les résultats.

(3) Sur l'approche bayésienne et la programmation dynamique, une étude intéressante mobilisant l'économie expérimentale est celle de Hauser, Keane et McCabe (2004). Cet article concerne également le repérage des stratégies utilisées par les joueurs, discutées précédemment.

---

## Bibliographie

---

**Aovagi M. et Fréchette G. (2005).** "Collusion as Public Monitoring Becomes Noisy: Experimental Evidence", *Working Paper*, Economics Department, New York University.

**Becker G. S. (1962).** "Irrational Behavior and Economic Theory", *Journal of Political Economy* 70:1, pp. 1-13.

**Bradley N. et Moffatt P.G. (2005).** "The Experiments of Public Goods: Inferring Motivations from Contributions", *Working Paper*, University of Nottingham and University of East Anglia.

**Chong J.-K., Camerer C.F., et Ho T.H. (2006).** "A Learning-Based Model of Repeated Games with Incomplete Information", *Games and Economic Behavior*, 55(2) pp. 340-371.

**Engle-Warnick J. et Turdaliev N. (2005).** "An Experimental Test of Talor-Type Rules With Inexperienced Central Bankers", *Working Paper*, McGill University.

**Farmer J. D., Patelli P. et Zovko I. (2005).** "The Predictive Power of Zero Intelligence in Financial Markets", *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 102(11), pp. 2254-2259.

**Gardes F. et Montmarquette C. (2004).** "How Large is Your Reference Group", *Document de travail du Cirano*.

**Gode D. et Sunder S. (1993).** "Allocative Efficiency of Market Zero-Intelligence Traders: Market as a Partial Substitute for Individual Rationality", *Journal of Political Economy*, 103: 1, pp. 119-137.

**Goeree J., Holt C. et Palfrey T. (2002).** "Quantal Response Equilibrium and Overbidding in Private Value Auctions", *Journal of Economic Theory*, 104(1), pp. 247-272.

**Hauser D., Keane M. et McCabe K. (2004).** "Behavior in a Dynamic Decision Problem: An Analysis of Experimental Evidence Using a Bayesian Type Classification Algorithm", *Econometrica*, 72(3), pp. 781-822.

**Keser C. et Montmarquette C. (2005).** "Effort and the Choice of Private and Team Remuneration", *Document de travail* non publié, IBM et Cirano-Université de Montréal.

**Keser C. et Montmarquette C. (2008).** "Voluntary Contributions to Reduce Expected Losses", *Journal of Economic Behavior and Organisation*, à paraître.

**Lévy-Garboua L., Montmarquette C. et Villeval M.-C. (2006).** "How to Give Individuals a Sense of Responsibility Towards Financing Public Good ? An Empirical Study", *Document de travail*, Team, Gate, Cirano.

**List J.A. (2004).** "Testing Neoclassical Competitive Theory in Multi-Lateral Decentralized Markets," *Journal of Political Economy*, 112, pp. 1131-1156.

**Wooldridge J.M. (2002).** "Inverse Probability Weighted M-Estimators for Sample Selection, Attrition and Stratification", *Portuguese Economic Journal*, 1, pp. 117-139.