



ISSN: 1286-4892

Editors:

Martin Evans, *U. of Toronto*

Bernard Forgues, *U. of Paris 12*

Jean-Luc Arrègle
et Wolfgang Ulaga 2003

Les modèles linéaires hiérarchiques :
2.— une méthode privilégiée d'analyse
des données collectées par *policy capturing*
M@n@gement, 6(1): 29-48.

M@n@gement is a double-blind reviewed journal where articles are published in their original language as soon as they have been accepted.

Copies of this article can be made free of charge and without securing permission, for purposes of teaching, research, or library reserve. Consent to other kinds of copying, such as that for creating new works, or for resale, must be obtained from both the journal editor(s) and the author(s).

For a free subscription to *M@n@gement*, and more information:
<http://www.dmsp.dauphine.fr/Management/>

© 2003 *M@n@gement* and the author(s).

Les modèles linéaires hiérarchiques : 2.— une méthode privilégiée d'analyse des données collectées par *policy capturing*

Jean-Luc Arrègle . Wolfgang Ulaga

EDHEC
Campus de Nice
eMail: jean-luc.arregle@edhec.edu
EDHEC
Campus de Nice
eMail: wolfgang.ulaga@edhec.edu

Cet article pédagogique présente l'utilisation des modèles linéaires hiérarchiques comme technique d'analyse de données collectées par *policy capturing*. Les principes généraux de la *policy capturing* sont présentés avant de s'intéresser plus en détail à l'analyse avec les modèles linéaires hiérarchiques des données ainsi collectées. L'article présente ainsi un exemple d'utilisation des modèles linéaires hiérarchiques présentés dans ce même numéro (voir Arrègle, J.-L. 2003, Les modèles linéaires hiérarchiques : 1.— principes et illustration, *M@n@gement*, 6[1]: 1-28).

Les actions des managers et la compréhension des modèles d'évaluation qui les sous-tendent sont un des sujets d'étude important des recherches en management (Zajac et Bazerman, 1991) : de nombreuses décisions, cruciales pour le développement et la survie d'entreprises, dépendent de ces modèles. Un manager développe un modèle cognitif de la réalité qui sera ensuite utilisé comme un cadre pour percevoir, expliquer et interpréter les événements (Tyler et Steensma, 1998). Par exemple, la nature d'une bonne alliance, l'existence de menaces sur un segment de marché, la turbulence de l'environnement, la valeur d'une diversification sont des questions que les managers analyseront, évalueront et géreront selon leur vision, leur modèle et leurs biais cognitifs. Fréquemment, la question de recherche nécessite donc de mesurer un modèle de jugement des personnes impliquées dans la prise de décision et de déterminer quelles informations sont les plus influentes dans leurs prises de décisions (Aiman-Smith, Scullen et Barr, 2002).

Une même démarche méthodologique est alors utilisée : une méthode qui s'appuie sur des techniques de régressions (Aiman-Smith, Scullen et Barr, 2002) entre une série de jugements émis par des individus sur des scénarios et les valeurs des variables composant ces scénarios. Cette méthode, qui change parfois de nom suivant les disciplines, est connue sous le nom de *policy capturing* en management. Elle permet d'évaluer comment des décideurs utilisent des informations quand ils émettent un jugement. Elle révèle comment les décideurs « pèsent, combinent ou intègrent l'information » (Zedeck, 1977: 51).

Cette méthode a été utilisée à plusieurs reprises : suite à une analyse des publications parues dans *Journal of Applied Psychology*, *Personnel Psychology*, *Journal of Management*, *Academy of Management Journal*, et *Organizational Behavior and Human Decision Processes* au cours des 25 dernières années, Karren et Barringer (2002) ont identifié 37 recherches qui utilisent la *policy capturing*. Pour autant, malgré ce recours relativement fréquent, il existe toujours un point délicat qui est celui de l'analyse des données ainsi collectées. En effet, la nature même de la *policy capturing* implique une remise en cause des hypothèses d'utilisation des régressions (Aiman-Smith, Scullen et Barr, 2002) et peut rendre leur analyse complexe. L'objectif de cet article est précisément de s'intéresser à cette difficulté et de proposer une technique d'analyse de données adéquate : les modèles linéaires hiérarchiques.

Il n'est donc pas dans les objectifs de cet article de présenter la *policy capturing* en détail mais seulement de présenter ses grands principes pour s'intéresser plus précisément à l'analyse des données ainsi collectées. Ainsi, l'objectif principal de cet article est pédagogique : proposer et présenter l'utilisation des modèles linéaires hiérarchiques comme un moyen privilégié d'analyse de données collectées par la *policy capturing*.

Pour cela, la première partie de cet article introduit le lecteur à la démarche de *policy capturing* en présentant ses principes de base¹. Cette démarche, relevant de la psychologie cognitive, peu utilisée en sciences de gestion, et notamment en management, se révèle très utile pour l'étude des modèles de décisions, surtout dans des situations où le processus d'évaluation étudié porte sur un jugement individuel complexe.

La deuxième partie illustre l'analyse de données ainsi collectées par les modèles linéaires hiérarchiques (HLM), technique particulièrement adaptée à l'analyse des données collectées par une démarche de *policy capturing*². En effet, les techniques HLM permettent de gérer la structure des différents niveaux de données collectées par la *policy capturing*. Dans ces deux parties, l'exemple d'une recherche sur l'évaluation de partenaires dans le cadre d'alliances internationales est utilisé pour illustrer ces développements et servir de fil directeur.

1. Pour une présentation détaillée de la *policy capturing*, nous conseillons deux articles : Karren et Barringer (2002) et Aiman-Smith, Scullen et Barr (2002).

2. Il est important de noter que *policy capturing* et HLM peuvent être utilisées de façon indépendante. Certaines utilisations des HLM indépendantes de la *policy capturing* sont présentées dans l'article précédent (Arrègle, 2003).

PHASE DE COLLECTE DES DONNEES : LA POLICY CAPTURING

La *policy capturing* trouve ses origines dans les recherches sur la prise de décision en psychologie dans les années 1950 et 1960. Elle fait partie de l'approche de modélisation structurelle (*structural modeling*) qui s'est développée depuis 1955 (Hammond, 1955) avec pour principe l'utilisation de modèles mathématiques pour décrire les stratégies de jugements (Cooksey, 1996 ; Holzworth, 1996) : la prise de décision peut être modélisée par une équation mathématique qui relie les jugements d'un expert à la réalité à travers un certain nombre de variables causales.

PRINCIPES

Une des questions clés de ces recherches est l'utilisation de l'information disponible sur des attributs pour arriver à une évaluation d'alternatives. Comment des individus traitent-ils l'information de façon à arriver à un jugement ou une décision (Westenberg et Koele, 1994) ?

Les processus d'évaluation considérés sont qualifiés de multi-attributs car ils impliquent des processus complexes d'étude, d'analyse et de combinaisons de plusieurs éléments se matérialisant *in fine* par un choix ou un jugement. Face à ces situations, les individus éprouvent de grandes difficultés à relativiser et combiner les informations pertinentes pour leurs jugements (Slovic et Lichtenstein, 1971). Ainsi, la description que fournissent les managers, ou les personnes responsables des décisions, de leurs politiques est très souvent inexacte (Argyris et Schon, 1974 ; Hitt et Middlemist, 1979 ; Brehmer et Brehmer, 1988 ; Argyris, 1993 ; Brehmer, 1994 ; Aiman-Smith, Scullen et Barr, 2002 ; Karren et Barringer, 2002).

Face à ce problème, l'approche de modélisation structurelle propose une démarche : la *policy capturing*³. Son principe est la révélation de la théorie d'usage des répondants à partir de l'observation de leurs jugements sur une série de cas. Elle se déroule en trois temps (Hobson et Gibson, 1983) :

- la présentation aux répondants (les juges ou experts) d'une série de cas, les cas sont tous constitués de profils de scores différents sur une même liste d'attributs ;
- l'instruction aux répondants d'étudier chaque cas et d'y attribuer une appréciation globale (jugement) selon l'information disponible ;
- l'utilisation de techniques d'analyse de données (généralement des régressions linéaires) pour prédire les réponses (jugements) en fonction des informations disponibles. La politique de jugement du manager sur le thème choisi est ainsi révélée (ou "capturée" d'où le nom de *policy capturing*) (Westenberg et Koele, 1994). Cette fonction est considérée comme décrivant de façon adéquate la façon dont les jugements sont pris (Harte, Westenberg et van Someren, 1994).

3. Cette approche est aussi parfois nommée *judgmental bootstrapping* (Armstrong, 2001) ou *judgmental policy capturing* (Jaeger, 1995).

ELABORATION DES CAS

La démarche d'élaboration des cas, sur lesquels le répondant doit décider, commence par des interviews auprès de répondants potentiels pour identifier les critères qui peuvent entrer dans leur évaluation. Le but est d'arriver, en s'appuyant sur un modèle de jugement reflétant des présupposés théoriques et des interviews, à identifier une liste de critères suffisamment exhaustive mais synthétique pour que les cas restent facilement compréhensibles par le répondant. Pour chacun de ces critères, il convient ensuite d'élaborer une définition claire et précise pour minimiser les biais. Les critères ainsi identifiés et définis représentent les variables indépendantes de notre modèle. Le jugement émis par le répondant par rapport aux différents profils de critères (les différents cas) représente la variable dépendante du modèle. Par exemple, si le thème de recherche est de comprendre les choix de

rachat d'une marque à une autre entreprise, le manager aura à évaluer l'attrait de chaque marque pour un rachat à partir de son profil décrit.

Une fois les principaux critères identifiés, il faut construire des cas sur lesquels les répondants doivent se prononcer. Ces cas proposés aux répondants peuvent être fictifs. Il a été démontré que l'utilisation de cas fictifs génère les mêmes résultats que des cas réels (Christal, 1968). Concernant le nombre de cas analysés par chaque répondant, Armstrong (2001) suggère d'utiliser au moins 20 cas, ce nombre variant aussi en fonction du nombre de variables indépendantes utilisées.

Même si il est parfois acceptable dans certaines situations de concevoir des cas avec des variables ayant une assez forte corrélation, il est en général préférable de construire des cas qui assurent une faible corrélation entre les variables de choix. Des corrélations proches de 0 ou inférieures à 0,20 sont ainsi généralement recommandées (Karren et Barringer, 2002: 343).

Ces cas, fictifs ou réels, doivent illustrer l'étendue des situations auxquelles le manager doit faire face. Outre ce critère, la seule condition à vérifier est que les cas ainsi construits ne présentent pas d'incohérences en décrivant des situations impossibles. Le réalisme des cas ainsi proposés est crucial pour la validité de la *policy capturing* et représente un des principaux risques de cette approche (Karren et Barringer, 2002).

LIMITES

Bien qu'il existe un certain accord sur l'utilité des approches de modélisation structurelle, et donc de la *policy capturing*, il est important de bien préciser ces limites et donc ses domaines d'application. Ces principales limites sont les suivantes :

- les résultats doivent être interprétés en gardant à l'esprit le problème des représentations paramorphiques (Hoffman, 1960). Deux modèles peuvent être équivalents d'un point de vue algébrique tout en reflétant différents processus cognitifs (Westenberg et Koele, 1994). Les résultats des recherches montrent que les modèles linéaires correspondent bien aux jugements émis par des individus (Brehmer, 1994), et permettent de prédire des jugements, mais que, pour autant, la compréhension des mécanismes psychologiques à l'origine de ces modèles reste floue ;
- la *policy capturing* s'intéresse à des jugements. Les évaluations multi-attributs peuvent être classées en deux catégories selon leur finalité : juger ou choisir. Juger suppose l'évaluation individuelle de chaque alternative, choisir implique la sélection (ou le rejet) d'une ou plusieurs alternatives (Westenberg et Koele, 1994) ;
- elle se focalise sur la phase de combinaison des informations, laissant de côté les deux autres étapes du processus de jugement, à savoir la recherche d'information et le feedback-apprentissage (Kahneman et Tversky, 1979). L'information y est gratuite, fiable et simultanée pour l'ensemble des attributs. Ceci peut entraîner une surestimation du nombre d'attributs réellement utilisés dans la phase de jugement dans des conditions normales. Cette limite n'est cependant pas un problème quand

l'étude des jugements porte sur des activités où les juges ont habituellement une information assez complète ;

— les processus d'évaluation étudiés sont individuels. L'émergence d'un consensus entre plusieurs juges ou l'analyse de processus d'évaluation collectifs ne sont pas considérées ;

— enfin, la dimension temporelle de la prise de décision n'est pas considérée : les experts ont tout leur temps pour répondre et rendre leurs évaluations.

En résumé, ces limites permettent de préciser un champ d'utilisation en recherche pour la *policy capturing*. Les processus d'évaluation pouvant être étudiés sont des jugements individuels pour des processus complexes (multi-attributs), non formalisés et pour lesquels les individus développent, consciemment ou non, une politique de jugement. Cette méthode a été appliquée dans des recherches sur le jugement dans de nombreux domaines (voir Joyce et Stewart [1994] pour une revue) mais très rarement en gestion.

ILLUSTRATION : CONCEPTION DU QUESTIONNAIRE

A titre d'illustration, nous allons présenter une application de la *policy capturing* et des HLM à une problématique managériale. Elle provient d'une recherche déjà réalisée et publiée sur les critères de jugement des managers quand ils étudient une alliance internationale et doivent évaluer des partenaires potentiels (Arregle, Dacin, Hitt et Borza, 2003). Compte tenu du but de cet article, il ne s'agira pas de présenter cette recherche (hypothèses, discussion, apports...) mais seulement de s'en servir comme illustration⁴.

La recherche avait pour objectif d'étudier la sélection d'alliés dans le cadre d'alliances stratégiques internationales en s'intéressant aux critères de jugement de managers de deux pays : la Pologne et la Roumanie. Pour cela, il fallait déterminer les modèles de jugement de ces managers.

Compte tenu de l'objectif de cette recherche, l'approche de *policy capturing* représente une voie méthodologique appropriée au problème posé : il s'agit d'étudier des processus de jugement (évaluation d'alliés) individuels multi-attributs, non formalisés et pour lesquels il doit exister une politique récurrente développée par les managers. De plus, en faisant appel à des cas fictifs d'alliés potentiels, cette méthode levait la contrainte de confidentialité des informations. Les données ont donc été collectées selon la méthode de *policy capturing* puis analysées avec les HLM.

La première étape a été de formuler, à partir d'une analyse de la littérature sur les alliances, des hypothèses relatives aux variables clés pouvant jouer un rôle dans le jugement des managers. Il a ainsi été possible de constater que deux courants théoriques jouaient un rôle central, selon les recherches déjà réalisées et publiées : l'approche fondée sur les ressources et l'apprentissage organisationnel. Ensuite, une liste de critères a été déclinée en fonction des types de ressources existants et des problèmes pouvant être liés à l'apprentissage (capacité d'absorption des savoirs, imitation des aptitudes...).

4. De plus, en raison du but pédagogique de cet article, la phase de *policy capturing* et les analyses de données ont été modifiées, en fait allégées (moins de variables de niveau 1 et 2), pour faciliter la lecture et l'analyse des résultats. Il n'y a donc aucune validité scientifique des résultats, présentés ici uniquement dans un but pédagogique. Le fait de s'appuyer sur la démarche de cette recherche, même modifiée, permet cependant de mieux faire comprendre la logique d'utilisation de la *policy capturing* et des HLM.

La seconde étape a été de tester et valider cette liste auprès de chercheurs et managers. Cinq chercheurs reconnus pour leurs publications sur le thème des alliances ont reçu la liste des variables. Il leur était demandé de modifier cette liste (ajout ou suppression de critères). Ensuite, au cours d'entretiens, cette liste a été testée auprès de neuf managers qui étaient tous impliqués de façon récurrente dans le développement ou la gestion d'alliances internationales. Puis, à partir d'un recodage de ces entretiens par les chercheurs, une liste des critères fréquemment cités a été définie. Cette liste a été rapprochée de la liste initiale. Une liste modifiée de critères a ainsi été obtenue. Dans un second entretien directif avec les mêmes managers, cette liste leur a été présentée. Chaque critère était discuté de façon individuelle pour apprécier son intérêt potentiel et éventuellement le supprimer.

Suite à cette démarche, une liste finale de critères pour l'évaluation d'un partenaire potentiel a été arrêtée dont une partie seulement (9 variables sur 14) a été retenue dans cet exemple afin de faciliter la lecture des analyses et des résultats, en accord avec l'objectif pédagogique de l'article (voir **Tableau 1**).

Une définition de chaque critère a ensuite été développée (voir **Tableau 2**) et testée auprès d'un échantillon de sept managers. A la différence des précédents entretiens, il s'agissait uniquement de travailler sur la compréhension des définitions et non plus sur la composition de la liste.

Trente cas fictifs représentant des profils d'alliés potentiels ont ensuite été construits. Un cas correspondait au profil d'une entreprise selon les neuf critères retenus, chaque critère étant évalué sur une échelle allant de "Faible" à "Fort". Ces 30 cas avaient été construits en respectant trois contraintes : qu'ils représentent un éventail assez large des possibilités, une faible corrélation entre variables indépendantes et une égalité de variance.

Tableau 1. Evaluation d'une alliance potentielle — Partenaire A

Partenaire potentiel Caractéristiques de l'entreprise	Faible	Assez faible	Moyen	Assez fort	Fort
1. Ressources financières (FINASST)				X	
2. Complémentarité des capacités (COMPCAP)				X	
3. Compétences uniques (UNIQUE)	X				
4. Attrait de l'industrie (INDUSTRY)			X		
5. Coût des alternatives (ex. : autre partenaire allié, implantation d'une nouvelle filiale possédée à 100 %) (COSTALT)				X	
6. Capacités managériales (MGRCAP)	X				
7. Désir de partager une expertise (WILLING)	X				
8. Expérience antérieure des alliances (PREV)			X		
9. Savoir-faire particuliers que vous pouvez apprendre de votre partenaire (SPECIAL)			X		

En vous basant sur les informations ci-dessus et votre expérience et connaissance, évaluez l'attrait de cette entreprise comme allié potentiel. Cochez la case appropriée.

Très peu attractive	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Très attractive
	1	2	3	4	5	6	7	

Pour chaque cas, les managers avaient à évaluer l'attrait du partenaire potentiel considéré sur une échelle allant de "Très peu attractif" à "Très attractif". Cette réponse correspondait à la variable dépendante *ATT_PART*.

Les managers devaient également répondre à des questions sur des variables de contrôle qui peuvent jouer un rôle et modifier leurs modèles de jugement. Il s'agissait de variables mesurées au niveau de l'entreprise : l'industrie dans laquelle se trouve l'entreprise (services, production, ou haute technologie) et le nombre d'alliances déjà effectuées par l'entreprise (*TOTALLI*). L'industrie étant une variable nominale, elle a été traitée comme pour une régression : les trois modalités ont été codées en dichotomique. La modalité omise, qui joue le rôle de pivot, est la haute technologie, les deux autres ont donné les deux variables dichotomiques *SERVICE* et *MANUFACT*.

Il a ensuite fallu contacter des managers impliqués de façon régulière dans des alliances internationales pour leur soumettre le questionnaire avec les 30 cas. Il est crucial pour la réussite de la démarche de *policy capturing* de s'assurer que les répondants sont bien habituellement engagés dans le type de décision concerné. Cette méthode permet de révéler la politique qui sous-tend les jugements des managers et suppose pour cela sa préexistence avant la collecte d'information. Il a été possible de collecter des informations auprès de 48 managers en Roumanie et Pologne.

Tableau 2. Définitions des caractéristiques des partenaires

1. Ressources financières : ressources qui reflètent la santé financière de l'entreprise (ex. : lignes de crédit, coût du capital, fonds propres, dettes).
2. Complémentarité des capacités : degré auquel les ressources d'un partenaire peuvent être utilisées en conjonction avec celles de votre entreprise. (ex. : les circuits de distribution du partenaire sont complémentaires si ces circuits peuvent être utilisés pour distribuer vos produits.)
3. Compétences uniques : compétences ou aptitudes possédées par un partenaire mais pas par d'autres entreprises. (ex. : si un partenaire fabrique un produit qui ne peut être imité par d'autres entreprises, il possède des compétences uniques.)
4. Attrait de l'industrie : degré auquel une industrie présente un environnement favorable pour atteindre les objectifs de l'entreprise. (ex. : une industrie composée d'un petit nombre de concurrents et/ou un nombre de clients potentiels élevé peut être vue comme attractive.)
5. Coût des alternatives : coût pour votre entreprise des autres alternatives à l'alliance. (ex. : une alternative au Joint-Venture peut être le développement d'une filiale possédée à 100% par votre entreprise.)
6. Capacités managériales : aptitude des managers à diriger leur entreprise de manière efficace et efficiente (ex. : aptitude à créer un consensus entre les groupes ou à identifier les changements démographiques dans les groupes de clients).
7. Désir de partager une expertise : degré auquel un partenaire autorise votre entreprise à acquérir ses capacités (ex. : partager un savoir technologique, un savoir faire marketing).
8. Expérience antérieure des alliances : Nombre d'alliances dans lequel l'entreprise partenaire est, ou a été, engagée (ex. : participation antérieure dans des Joint-Ventures résultant d'accord formels).
9. Savoir-faire particuliers que vous pouvez apprendre de votre partenaire : aptitude de votre entreprise à apprendre/acquérir des savoir-faire d'un de vos partenaires (ex. : le partenaire a une technologie ou un savoir-faire marketing que votre entreprise n'a pas mais souhaite apprendre).

ANALYSE DES DONNEES : UTILISATION DES MODELES HIERARCHIQUES LINEAIRES

Aiman-Smith, Scullen et Barr (2002) soulignent les problèmes que pose l'analyse des données collectées par *policy capturing* et les déficiences des régressions pour obtenir des résultats non biaisés et fiables. Ils citent également les HLM comme étant une alternative intéressante aux régressions pour l'analyse de ces données (Aiman-Smith, Scullen et Barr, 2002: 392, 406) sans que cela soit développé. Notre objectif ici est précisément de détailler ce point important.

Nous avons vu dans l'article précédent (Arrègle, 2003) que les HLM permettent d'analyser de façon appropriée des données multiniveaux ou hiérarchisées. Or, la nature même de la méthode de *policy capturing* implique que les données ont une structure hiérarchisée :

- à un premier niveau ("micro") : un décideur évalue plusieurs cas ($i = 1, \dots, n$) qui permettront de reconstituer sa fonction de jugement. Ces n réponses ne peuvent donc être considérées comme indépendantes, remettant en cause une des hypothèses importantes nécessaire à l'application des régressions. Selon le vocabulaire des HLM (voir l'article précédent [Arrègle, 2003]), les variables ayant permis de faire les profils, ainsi que la variable dépendante (le jugement du décideur sur un scénario), sont les variables de niveau 1. Une unité de niveau 1 correspond à un scénario évalué par un décideur. Ainsi, pour reprendre l'exemple sur les alliances, un manager évalue 30 cas ($i = 1, \dots, 30$) qui permettront de reconstituer sa fonction de jugement. Les 9 variables ayant permis de faire les profils, ainsi que la variable dépendante ATT_PART, sont les variables de niveau 1. Une unité de niveau 1 correspond à un profil d'entreprise (par exemple, le partenaire A du **Tableau 1**) évalué par un manager ;

- à un deuxième niveau ("macro") : la fonction de jugement de chaque décideur est utilisée pour définir une fonction de jugement globale (c'est-à-dire pour tous les décideurs) en contrôlant certaines variables de contexte qui sont de niveau 2. Toujours dans l'exemple proposé, les variables de niveau 2 sont le type d'industrie (SERVICE et MANUFACT) et le nombre d'alliances déjà effectuées par l'entreprise (TOTALLI). Une unité de niveau 2 correspond alors à un manager et nous avons donc 48 managers ($j = 1, \dots, 48$).

Trois problèmes principaux existent qui limitent l'utilisation des régressions pour ce type de données (Barcikowski, 1981 ; Bryk et Raudenbush, 1992 ; Hofmann, 1997 ; Hox, 1997) :

- l'hétérogénéité des régressions, qui existe quand les relations (les β_{ij}) entre les variables explicatives et la variable expliquée varient selon les répondants. Les modèles de régression à paramètres fixes ne permettent pas d'explorer la variation qui existe entre répondants (Bryk et Raudenbush, 1992) ;

- l'existence d'une corrélation intra-classe, qui indique le degré de ressemblance entre unités appartenant au même groupe (c'est-à-dire, ici, entre réponses d'un même manager). Barcikowski (1981) montre que cette corrélation a un impact sur la valeur réelle du seuil de signification alpha pour un test t. Ceci indique pourquoi l'analyse avec des

régressions de données collectées par *policy capturing*, et donc multi-niveaux, donne des résultats non fiables ;

— une mauvaise estimation des écarts types et des tests de signification (Burstein, 1980). Comme Hofmann (1997) le décrit, les tests statistiques portant sur les variables de niveau 2 sont fondés sur le nombre total d'observations de niveau 1, ce qui peut influencer les estimations de l'écart-type et des inférences statistiques associées. Le fait d'ignorer la structure des données fait que les écart-types estimés seront plus faibles, ce qui peut augmenter le risque d'erreur de Type I pour ces variables de niveau 2 (Bryk et Raudenbush, 1992 ; Hox, 1997).

Ces limites sont exposées en détail dans l'article précédent sur les HLM (Arregle, 2003).

La nature hiérarchisée des données collectées par *policy capturing* rend nécessaire l'utilisation des HLM qui permettent d'analyser facilement ces données à deux niveaux hiérarchiques. Ce n'est pas le cas des régressions linéaires, souvent utilisées avec la *policy capturing* pour des résultats parfois limités ou douteux. Un des meilleurs exemples des problèmes de ces dernières est sans doute la recherche de Jaeger (1995) qui, dans le cadre d'une démarche de *policy capturing*, utilise des régressions multiples, des analyses typologiques, des analyses multidimensionnelles non métriques de similarités, et des analyses factorielles pour des résultats « moins que satisfaisants » (Berk, 1995: 102).

Des données collectées par *policy capturing* ont donc naturellement une structure hiérarchisée à deux niveaux : un premier niveau pour les scénarios évalués par un manager, un second niveau pour l'ensemble des managers. Cependant, selon la nature des relations entre variables de niveau 2 et de niveau 1, différents types de HLM peuvent être spécifiés. Il existe trois principaux types de modèles pour l'analyse de données collectées par *policy capturing*.

Dans le premier type de modèles, le chercheur s'intéresse uniquement aux relations entre variables de niveau 1 mais souhaite contrôler la variance existante au niveau 2 et gérer les problèmes de non indépendance des observations. Pour cela, les sous modèles des HLM sont :

$$\text{Niveau 1 : } Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{ij} + r_{ij}$$

et

$$\text{Niveau 2 : } \beta_{0j} = \gamma_{00} + U_{0j}$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + U_{1j}$$

Aucune variable explicative n'est donc introduite dans le sous-modèle de niveau 2.

Dans le deuxième type de modèles, le chercheur s'intéresse aux relations entre variables de niveau 1, mais souhaite également prendre en compte l'impact de variables de niveau 2 qui ne jouent cependant pas sur la forme de la relation mise en évidence au niveau 1. Les sous-modèles des HLM seront de la forme :

$$\text{Niveau 1 : } Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{ij} + r_{ij}$$

et

$$\text{Niveau 2 : } \beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + U_{0j}$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + U_{1j}$$

où W_j est une variable mesurée au niveau du manager.

L'impact de cette variable W_j sur la relation entre Y_{ij} et X_{ij} sera donc mesuré. W_j prédira de façon incrémentale Y_{ij} une fois X_{ij} pris en compte. Ce type d'effet ne modifiera que la valeur moyenne du résultat (soit l'ordonnée à l'origine = β_{0j}) entre répondants (niveau 2) et laisse inchangé la distribution des effets entre eux : β_{0j} change en fonction de W_j , β_{1j} ne change pas selon les répondants en fonction de W_j .

Dans le troisième type de modèles, le chercheur s'intéresse aux relations entre variables de niveau 1, mais souhaite également prendre en compte l'impact de variables de niveau 2 qui, cette fois-ci, jouent sur la forme de la relation mise en évidence au niveau 1. L'intensité des relations entre Y_{ij} et X_{ij} sera plus ou moins forte selon les valeurs de W_j . Les variables de niveau 2 ont alors un effet modérateur sur la relation constatée au niveau 1. Les sous modèles des HLM seront de la forme :

$$\text{Niveau 1 : } Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{ij} + r_{ij}$$

et

$$\begin{aligned} \text{Niveau 2 : } \beta_{0j} &= \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + U_{0j} \\ \beta_{1j} &= \gamma_{10} + \gamma_{11}W_j + U_{1j} \end{aligned}$$

Les pentes et les intersections des régressions de niveau 1 varient selon certaines caractéristiques des répondants (niveau 2).

ILLUSTRATION : REALISATION D'UN MODELE LINEAIRE HIERARCHIQUE

La question de la recherche était la suivante : quels sont les modèles d'évaluation des managers pour choisir un allié étranger ? Cela suppose donc de mettre en évidence un modèle de décision générale qui décrive la politique de jugement des managers interrogés. Pour cela un HLM peut être réalisé en suivant la démarche générale développée dans l'article précédent (Arrègle, 2003).

ETAPE 1 : ANALYSE DE VARIANCE

La première étape a été de réaliser une analyse de variance à un facteur à effets aléatoires. Avant d'élaborer un HLM plus sophistiqué pour expliquer une variance entre managers de la variable dépendante *ATT_PART*, il est déjà utile de vérifier si cette variance existe de façon significative. Comme cela a été exposé dans l'article précédent, un HLM de la forme suivante a été réalisé :

$$\text{Niveau 1 : } ATT_PART_{ij} = \beta_{0j} + r_{ij}$$

$$\text{Niveau 2 : } \beta_{0j} = \gamma_{00} + U_{0j}$$

Cette analyse, et les suivantes, ont été réalisées avec le logiciel HLM5 (Raudenbush, Bryk, Cheong et Congdon, 2000). Il existe plusieurs logiciels permettant de réaliser des HLM (voir article précédent [Arrègle, 2003]) mais HLM5 présente un avantage important pour un chercheur : il permet de spécifier des sous modèles de niveaux 1 et 2 de façon individuelle. Le chercheur, pour chaque niveau, développe simplement des modèles de régression qui reprennent ses hypothèses pour les relations entre variables et non pas un seul modèle qui mélange des variables de différents niveaux, rendant ainsi son élaboration plus complexe.

Le premier résultat intéressant de cette analyse est :

```
-----
Sigma_squared =          2.51650          ( $\sigma^2$ )
Tau              ( $\tau_{00}$ )
INTRCPT1, B0      0.20419
-----
```

Dans le cas de ce type de HLM, σ^2 représente la variance intragroupe de *ATT_PART* et τ_{00} la variance intergroupe de *ATT_PART*. Ceci permet de calculer le coefficient de corrélation intraclasse = $\tau_{00} / (\tau_{00} + \sigma^2) = 0,204 / (0,204 + 2,516) = 0,075$. Il s'avère donc que 7,5 % de la variance est entre groupes (ici entre managers).

Deux autres résultats intéressants sont le test t et le test du Chi-deux. Leur valeur est indiquée ci-dessous dans les colonnes intitulées respectivement *T-ratio* et *Chi-square*.

Final estimation of fixed effects:

```
-----
Fixed Effect      Coefficient      Standard      Approx.
                  Error          T-ratio      d.f.        P-value
-----
For              INTRCPT1, B0
INTRCPT2, G00    3.650006      0.077473     47.113      47          0.000
-----
```

Final estimation of variance components:

```
-----
Random Effect    Standard      Variance      df   Chi-square  P-value
                  Deviation    Component
-----
INTRCPT1, U0    0.45187      0.20419      47   161.38035   0.000
level-1, R      1.58635      2.51650
-----
```

Le test t indique que la moyenne générale de l'échantillon pour *ATT_PART* est significativement différente de 0 et le test du Chi-deux confirme qu'il existe une variance systématique au niveau 2 (τ_{00} est significativement différent de 0) qui peut donc être ensuite modélisée en développant un HLM plus complet. Une fois ces premiers tests réalisés, il est donc pertinent de développer des HLM élaborés.

Même si cette variance au niveau 2 ("inter-managers") peut paraître faible (7,5 %), il est important de retenir que, dans le cas des données collectées par *policy capturing*, nous souhaitons seulement "contrôler" cette variance. Mais ce qui nous intéresse pour notre recherche, ce sont les résultats obtenus pour les β des 9 variables indépendantes afin de mettre en évidence un modèle significatif pour l'ensemble des managers. Le résultat qui est donc pertinent, dans le cas présenté ici, est qu'il existe une variance significative au niveau 2, même faible, et cela justifie donc le développement de HLM plus complets pour la contrôler et ne pas obtenir des résultats biaisés.

ETAPE 2 : MODELE DE DECISION ET CENTRAGE DES DONNEES

A présent, pour répondre à la question de recherche, il est nécessaire de réaliser un HLM pour les managers. La forme des modèles testés est :

Niveau 1 :

$$ATT_PART_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}(FINASST_{ij}) + \beta_{2j}(COMCAP_{ij}) + \beta_{3j}(UNIQUE_{ij}) + \beta_{4j}(INDUSTRY_{ij}) + \beta_{5j}(COSTALT_{ij}) + \beta_{6j}(MGRCAP_{ij}) + \beta_{7j}(WILLING_{ij}) + \beta_{8j}(PREV_{ij}) + \beta_{9j}(SPECIAL_{ij}) + r_{ij}$$

Niveau 2 :

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}(SERVICE_j) + \gamma_{02}(MANUFACT_j) + \gamma_{03}(TOTALL_j) + U_{0j}$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + U_{1j}$$

$$\beta_{2j} = \gamma_{20} + U_{2j}$$

$$\beta_{3j} = \gamma_{30} + U_{3j}$$

$$\beta_{4j} = \gamma_{40} + U_{4j}$$

$$\beta_{5j} = \gamma_{50} + U_{5j}$$

$$\beta_{6j} = \gamma_{60} + U_{6j}$$

$$\beta_{7j} = \gamma_{70} + U_{7j}$$

$$\beta_{8j} = \gamma_{80} + U_{8j}$$

$$\beta_{9j} = \gamma_{90} + U_{9j}$$

Le modèle de niveau 2 permet de gérer le problème de la non indépendance des observations ainsi que l'impact de variables de contrôle sur le modèle de recherche. Pour cela, l'intersection de l'équation de niveau 1 est supposée significativement dépendante des variables de niveau 2. Les modèles de décision des managers sont donc supposés être influencés de façon similaire par les variables de niveau 2 qui, dans ce cas, ne sont que des variables de contrôle.

Dans cette deuxième étape, apparaît la question du centrage des variables explicatives qui ne se posait pas dans l'étape 1 car le modèle de l'analyse de variance ne comportait aucune variable explicative. Les données de niveau 1 ont été centrées autour de la moyenne des groupes (managers). Le centrage des données a des conséquences sur les résultats des HLM (voir article précédent [Arrègle, 2003]) car, à la différence d'une régression "classique", l'ordonné à l'origine du sous modèle de niveau 1 (β_{0j}) est une variable dépendante d'un sous modèle de niveau 2. La métrique de X_{ij} a donc des conséquences sur la valeur de β_{0j} et son interprétation. Dans le cas particulier de la *policy capturing*, centrer les données autour de la moyenne des groupes ou de la moyenne générale de l'échantillon ne change rien. En effet, les 30 valeurs de chacune des 9 variables indépendantes sont les mêmes pour tous les managers interrogés. Ce qui change, ce sont les réponses des managers à ces mêmes profils (la variable dépendante). Calculer la moyenne d'une variable indépendante sur un groupe ou sur l'échantillon donne donc le même résultat. Les données ont été centrées car la valeur 0 pour les variables indépendantes de niveau 1 n'a pas grand sens : la valeur 1 signifie déjà "Faible", la valeur nulle pour ces 9 variables semblait excessive et, de plus, un allié potentiel avec toutes les variables indépendantes nulles (valeur de 0 pour les 9 variables) aurait quand même une attractivité égale à la constante de l'équation. Le centra-

ge permettait donc de remédier à ce problème et d'avoir des résultats plus interprétables.

L'analyse de données effectuée avec le logiciel HLM5 (Raudenbush et al., 2000) pour les managers interrogés donne les résultats présentés dans le **Tableau 3**.

Selon ces résultats, il est possible d'identifier un modèle expliquant de façon significative les politiques d'évaluation d'alliés des managers interrogés. Les résultats se lisent comme pour des régressions linéaires classiques : chaque coefficient donne l'impact de l'augmentation d'une unité de X_{ij} sur Y_{ij} . Il s'agit donc, dans ce cas, de l'impact des variables de niveau 1 (par exemple *UNIQUE*) dans la fonction de jugement avec leur valeur de p associée qui permet de juger de leur significativité. De plus, la variance des différentes variables indépendantes de niveau 1 (9 critères de choix) ayant été volontairement rendue similaire lors de la construction des cas, leurs coefficients peuvent s'interpréter comme des coefficients standardisés. Par exemple, *FINASST* (0,43) a un impact deux fois plus important que *COMPCAP* (0,21) sur *ATT_PART*.

Les tests du Chi-deux de la variance résiduelle au niveau 2 sont utiles pour constater s'il reste une variance systématique au niveau 2 que l'on peut ensuite, éventuellement, modéliser par un HLM avec des sous modèles plus complets (voir **Tableau 4**).

Tableau 3. Résultat des analyses HLM pour les managers

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	3.535141	0.264396	13.371	44	0.000
SERVICE, G01	0.360232	0.263139	1.369	44	0.178
MANUFACT, G02	0.178742	0.261556	0.683	44	0.498
TOTALLI, G03	-0.010735	0.005991	-1.792	44	0.080
For FINASST slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.434253	0.054554	7.960	47	0.000
For COMPCAP slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.216626	0.030211	7.170	47	0.000
For UNIQUE slope, B3					
INTRCPT2, G30	0.103419	0.031946	3.237	47	0.003
For INDUSTRY slope, B4					
INTRCPT2, G40	-0.060808	0.035070	-1.734	47	0.089
For COSTALT slope, B5					
INTRCPT2, G50	-0.059267	0.027901	-2.124	47	0.039
For MGRCAP slope, B6					
INTRCPT2, G60	0.153846	0.025930	5.933	47	0.000
For WILLING slope, B7					
INTRCPT2, G70	0.084962	0.031544	2.693	47	0.010
For PREV slope, B8					
INTRCPT2, G80	0.073217	0.027491	2.663	47	0.011
For SPECIAL slope, B9					
INTRCPT2, G90	0.177385	0.028677	6.186	47	0.000

Les valeurs des probabilités associées aux Chi-deux sont inférieures au seuil de 5 % pour plusieurs variables, ce qui indique qu'il reste une variance systématique qui peut être modélisée.

ETAPE 3 : ROLE MODERATEUR D'UNE VARIABLE DE NIVEAU 2 SUR LE MODELE DES MANAGERS

L'analyse précédente a permis de mettre en évidence un modèle de jugement des managers. Il se peut que ce modèle soit différent selon le développement économique du pays. Pour cela nous allons distinguer la Pologne et la Roumanie. Nous créons une variable dichotomique *ZONEPAYS* qui vaut 0 pour les entreprises roumaines et 1 pour les polonaises. Notre hypothèse est que cette variable peut jouer sur la forme (l'intensité) de la relation entre *ATT_PART* et les 9 variables indépendantes : elle est donc modératrice de cette relation pour l'ensemble des variables de niveau 1. Ceci implique que le HLM est de la forme :

Niveau 1 :

$$ATT_PART_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}(FINASST_{ij}) + \beta_{2j}(COMCAP_{ij}) + \beta_{3j}(UNIQUE_{ij}) + \beta_{4j}(INDUSTRY_{ij}) + \beta_{5j}(COSTALT_{ij}) + \beta_{6j}(MGRCAP_{ij}) + \beta_{7j}(WILLING_{ij}) + \beta_{8j}(PREV_{ij}) + \beta_{9j}(SPECIAL_{ij}) + r_{ij}$$

Niveau 2 :

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}(SERVICE_j) + \gamma_{02}(MANUFACT_j) + \gamma_{03}(TOTALL_j) + \gamma_{04}(ZONEPAYS_j) + U_{0j}$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}(ZONEPAYS_j) + U_{1j}$$

$$\beta_{2j} = \gamma_{20} + \gamma_{21}(ZONEPAYS_j) + U_{2j}$$

$$\beta_{3j} = \gamma_{30} + \gamma_{31}(ZONEPAYS_j) + U_{3j}$$

$$\beta_{4j} = \gamma_{40} + \gamma_{41}(ZONEPAYS_j) + U_{4j}$$

$$\beta_{5j} = \gamma_{50} + \gamma_{51}(ZONEPAYS_j) + U_{5j}$$

$$\beta_{6j} = \gamma_{60} + \gamma_{61}(ZONEPAYS_j) + U_{6j}$$

$$\beta_{7j} = \gamma_{70} + \gamma_{71}(ZONEPAYS_j) + U_{7j}$$

$$\beta_{8j} = \gamma_{80} + \gamma_{81}(ZONEPAYS_j) + U_{8j}$$

$$\beta_{9j} = \gamma_{90} + \gamma_{91}(ZONEPAYS_j) + U_{9j}$$

Tableau 4. Résultat des tests du Chi-deux de la variance résiduelle

Final estimation of variance components:

Random Effect		Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1,	U0	0.48015	0.23055	44	264.80915	0.000
FINASST slope,	U1	0.32878	0.10809	47	186.90837	0.000
COMPCAP slope,	U2	0.11294	0.01276	47	63.38637	0.055
UNIQUE slope,	U3	0.15450	0.02387	47	87.17671	0.001
INDUSTRY slope,	U4	0.17018	0.02896	47	84.14034	0.001
COSTALT slope,	U5	0.07897	0.00624	47	46.64717	>.500
MGRCAP slope,	U6	0.09451	0.00893	47	55.37822	0.188
WILLING slope,	U7	0.10957	0.01200	47	47.92652	0.435
PREV slope,	U8	0.07328	0.00537	47	43.16504	>.500
SPECIAL slope,	U9	0.09141	0.00836	47	46.22960	>.500
level-1,	R	1.18694	1.40883			

Les résultats obtenus avec HLM5 sont indiqués dans le **Tableau 5**. Les valeurs de t et des probabilités associées montrent que la variable *ZONEPAYS* joue effectivement un rôle modérateur sur la relation entre *ATT_PART* et trois variables de niveau 1. Par exemple, les managers roumains accordent un rôle plus important à la variable *FINASST* (ressources financières) dans leur fonction de jugement que les managers polonais (valeur significative et négative de t avec *ZONEPAYS* valant 0 pour la Roumanie et 1 pour la Pologne).

A présent que les HLM ont été utilisées pour analyser les données collectées par *policy capturing*, il est intéressant de montrer les différences obtenues par rapport à l'utilisation d'une méthode plus classique, à savoir une régression estimée par les moindres carrés ordinaires (MCO).

Tableau 5. Rôle modérateur de *ZONEPAYS* sur les relations de niveau 1

Final estimation of fixed effects:

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, B0					
INTRCPT2, G00	4.013441	0.280187	14.324	43	0.000
SERVICE, G01	0.209153	0.253707	0.824	43	0.414
MANUFACT, G02	0.171402	0.243258	0.705	43	0.485
TOTALLI, G03	-0.008636	0.005555	-1.555	43	0.127
ZONEPAYS, G04	-0.631767	0.150062	-4.210	43	0.000
For FINASST slope, B1					
INTRCPT2, G10	0.853545	0.065108	13.110	46	0.000
ZONEPAYS, G11	-0.609954	0.078532	-7.767	46	0.000
For COMPCAP slope, B2					
INTRCPT2, G20	0.169885	0.053740	3.161	46	0.003
ZONEPAYS, G21	0.068134	0.064856	1.051	46	0.299
For UNIQUE slope, B3					
INTRCPT2, G30	0.073537	0.057415	1.281	46	0.207
ZONEPAYS, G31	0.043515	0.069250	0.628	46	0.533
For INDUSTRY slope, B4					
INTRCPT2, G40	-0.193733	0.058367	-3.319	46	0.002
ZONEPAYS, G41	0.193213	0.070426	2.743	46	0.009
For COSTALT slope, B5					
INTRCPT2, G50	-0.049924	0.050380	-0.991	46	0.327
ZONEPAYS, G51	-0.013600	0.060761	-0.224	46	0.824
For MGRCAP slope, B6					
INTRCPT2, G60	0.073896	0.044501	1.661	46	0.103
ZONEPAYS, G61	0.116212	0.053685	2.165	46	0.035
For WILLING slope, B7					
INTRCPT2, G70	0.100775	0.056642	1.779	46	0.081
ZONEPAYS, G71	-0.022991	0.068313	-0.337	46	0.738
For PREV slope, B8					
INTRCPT2, G80	0.054402	0.049411	1.101	46	0.277
ZONEPAYS, G81	0.027315	0.059598	0.458	46	0.648
For SPECIAL slope, B9					
INTRCPT2, G90	0.111017	0.050193	2.212	46	0.032
ZONEPAYS, G91	0.096504	0.060537	1.594	46	0.117

COMPARAISON DES RESULTATS AVEC UNE REGRESSION ESTIMEE PAR MOINDRES CARRES ORDINAIRES

L'utilisation d'une régression estimée par les moindres carrés ordinaires (MCO) ne permet pas de prendre en compte les deux niveaux d'analyse existant dans les données de la *policy capturing*. Ceci oblige donc à désagréger les données de niveau 2 au niveau 1 en ignorant ainsi la structure hiérarchisée des données.

Pour rappel, désagréger les données consiste à ce que chaque unité de niveau inférieur (niveau 1) se voit assigner un indicateur représentant l'unité de niveau supérieur (niveau 2) dans laquelle elle se trouve. Par exemple, dans le cas de la *policy capturing*, chaque scénario se verra attribuer une valeur pour une variable mesurée au niveau du décideur (par exemple son âge ou son ancienneté dans l'entreprise). De ce fait, tous les scénarios jugés par un décideur auront la même valeur pour cette variable qui est en fait d'un niveau hiérarchique supérieur. L'analyse de données se fait ensuite sur l'ensemble des unités de niveaux inférieurs (les scénarios).

La régression ainsi réalisée sur ces données va donner des résultats qui souffrent des biais déjà énoncés (cf. page 36 et article précédent [Arrègle, 2003]).

Pour illustrer ces différences, une régression MCO a été réalisée selon cette démarche sur les données collectées pour la recherche sur les alliances. Ainsi, les variables de niveau 2 ont été désagrégées (3 variables : deux pour le type d'industrie [*SERVICE* et *MANUFACT*], et le nombre d'alliances déjà effectuées par l'entreprise [*TOTALLI*]), et la régression MCO a été faite sur toutes les observations de niveau 1 pour les deux pays, soit 1440 observations (30 cas × 48 managers). Ces résultats sont indiqués dans le **Tableau 6**. Les résultats déjà

Tableau 6. Comparaison des résultats obtenus avec une régression estimée par les moindres carrés ordinaires et un modèle linéaire hiérarchique

Variabes	HLM†		MCO‡	
Intersection	3.535***	p=0.000	0.136	p=0.656
Industrie 2 (SERVICE)	0.360	p=0.178	0.365**	p=0.025
Industrie 3 (MANUFACT)	0.178	p=0.498	0.142	p=0.379
TOTALLI	-0.010*	p=0.080	-0.009**	p=0.011
Caractéristiques des partenaires				
Ressources financières	0.434***	p=0.000	0.434***	p=0.000
Complémentarité des capacités	0.216***	p=0.000	0.217***	p=0.000
Compétences uniques	0.103**	p=0.003	0.103***	p=0.000
Attrait de l'industrie	-0.060*	p=0.089	-0.060**	p=0.046
Coût des alternatives	-0.059**	p=0.039	-0.059*	p=0.055
Capacités managériales	0.153***	p=0.000	0.154***	p=0.000
Désir de partager une expertise	0.084***	p=0.010	0.084***	p=0.010
Expérience antérieure des alliances	0.073**	p=0.011	0.073**	p=0.017
Savoir-faire particuliers	0.177***	p=0.000	0.177***	p=0.000

†: Modèle hiérarchique linéaire; ‡: régression estimée par les moindres carrés ordinaires ;
 ***: p<0.01 ; **: p<0.05 ; *: p<0.10.

obtenus avec HLM y sont également rappelés pour faciliter la comparaison.

Les différences de résultats pour les variables de niveau 2 sont importantes, avec une constante de la régression qui devient non significative dans la régression MCO et deux variables qui sont considérées comme significatives au seuil de 5 % alors qu'elles ne le sont pas quand la structure des données est prise en compte par un HLM. Les conclusions du chercheur sur ces variables seront donc erronées s'il travaille à partir d'une régression MCO sur données désagrégées.

Pour les variables de niveau 1, il y a aussi des différences notables pour les valeurs de p . Notre première analyse HLM nous a permis de réaliser une analyse de variance à un facteur avec effets aléatoires qui mettait en évidence que 7,5 % de la variance de *ATT_PART* est intergroupe (inter-managers). Ceci est faible, mais justifiait la réalisation d'un HLM pour modéliser cette variance et avoir des résultats fiables. Même si 92,5 % de la variance est donc intragroupe, le fait d'ignorer la partition de la variance entre les deux niveaux donne des résultats non fiables. Ceci est visible pour certaines valeurs des probabilités associées aux coefficients avec principalement la variable "Attrait de l'industrie" qui n'est pas significative au seuil de 5 % avec HLM alors qu'elle l'est pour la régression MCO et la variable "Coût des alternatives" qui a un effet inverse (significative à 5 % avec HLM et non significative dans la régression MCO).

Dans cet exemple, la partition de la variance étant principalement au niveau intragroupe (niveau 1) avec 92,5 %, les différences constatées sont donc assez atténuées mais déjà notables et auraient pu nous amener, au minimum, à des résultats inexacts et, au maximum, à des conclusions erronées sur les modèles de décisions de ces managers. De telles différences prendrait rapidement des dimensions très importantes si la variance intergroupe était plus importante au détriment de la variance intragroupe, ce qui peut arriver avec des données collectées par *policy capturing*.

Un autre des avantages des HLM par rapport aux régressions MCO, non utilisé dans ce cas, est de pouvoir travailler sur des données déséquilibrées, c'est-à-dire d'accepter des données où le nombre de scénarios remplis par chaque manager n'est pas le même. Les différences entre les résultats obtenus avec une régression MCO et un HLM peuvent alors porter non seulement sur les valeurs de p , comme ici, mais aussi sur les coefficients obtenus (Bryk et Raudenbush, 1992). Comme Louvière (1988: 62) le souligne, lors de l'agrégation des réponses individuelles en un modèle général sur des données à structure hiérarchisée, grâce à une régression « si la taille des échantillons [nombre d'observations de niveau 1] est la même dans chaque bloc [unité de niveau 2], les estimations sont consistantes et non biaisées, mais les écarts types ne sont pas fiables (inefficients). Si la taille des échantillons n'est la même dans chaque bloc, cette dernière approche donne des estimations inconsistantes, biaisées, et inefficaces ».

CONCLUSION

La *policy capturing* a de nombreux atouts pour l'étude et la modélisation de décisions managériales et peut être d'une grande utilité aux chercheurs en management. Cependant, elle présente la difficulté de construire des données ayant une structure hiérarchisée qui peuvent donc être analysées avec les HLM. Les HLM apparaissent de ce fait comme une technique d'analyse de données privilégiée pour ce type de données et elles permettent, assez facilement, de modéliser les relations au niveau de chaque répondant et entre répondants tout en considérant des variables d'intérêt de niveau 1 ou 2. De ce fait, ils rendent l'utilisation de la *policy capturing* plus simple, en permettant de spécifier des sous modèles pour chaque niveau d'analyse, et plus fiable dans le traitement. Ils devraient ainsi permettre l'utilisation plus fréquente de la *policy capturing*.

Ces deux techniques méritent donc d'être plus souvent utilisées pour faire partie des démarches plus connues dans le champ des sciences de gestion, et notamment en management. L'objectif de cet article pédagogique était d'y contribuer en expliquant leur logique et leur utilisation.

Note. Les auteurs remercient David Hofmann pour ses conseils sur les HLM ainsi que les évaluateurs anonymes pour leurs commentaires et suggestions qui ont permis d'améliorer cet article.

Jean-Luc Arrègle est professeur de stratégie à l'EDHEC. Ses recherches actuelles portent sur le capital social, les firmes familiales et les alliances. Ses travaux ont été publiés dans la *Revue Française de Gestion*, *Management International*, *Finance Contrôle Stratégie* et *Academy of Management Journal*. Il est également co-auteur de livres sur l'approche fondée sur les ressources, les méthodes statistiques utilisées en management stratégique, et la valeur.

Wolfgang Ulaga est professeur de Marketing à l'EDHEC et professeur visitant à l'Université de Notre Dame aux Etats-Unis. Ses recherches portent sur la création de valeur et le capital client en marketing business-to-business. Il est co-auteur du livre *Introduction au Management de la Valeur*. Ses travaux ont été publiés dans des revues telles que *Journal of Business-to-Business Marketing*, *Journal of Business and Industrial Marketing* et *Industrial Marketing Management*.

REFERENCES

- Aiman-Smith, L., S. E. Scullen, et S. H. Barr 2002
Conducting Studies of Decision Making in Organizational Contexts: A Tutorial for Policy-Capturing and Other Regression-Based Techniques, *Organizational Research Methods*, 5(4): 388-414.
- Argyris, C. 1993
Knowledge for Action. A Guide to Overcoming Barriers to Organizational Change, San Francisco, CA: Jossey-Bass.
- Argyris, C. et D. Schön 1974
Theory in Practice: Increasing Professional Effectiveness, San Francisco, CA: Jossey-Bass.
- Armstrong, J. S. 2001
Judgmental Bootstrapping: Inferring Experts' Rules for Forecasting, in J. S. Armstrong (Ed.), *Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*, Boston, MA: 171-192.
- Arrègle J.-L. 2003
Les modèles linéaires hiérarchiques 1 : principes et illustration, *M@n@gement*, 6(1): 1-28.
- Arrègle, J.-L., M. T. Dacin, M. A. Hitt et A. Borza 2003
Les modèles de sélection des partenaires dans le cadre d'une alliance internationale : perspectives de France et d'Europe centrale, *Management International*, 7(2): 1-18.
- Berk, R. A. 1995
Something Old, Something New, Something Borrowed, a Lot to Do, *Applied Measurement in Education*, 8(1): 99-109.
- Barcikowski, R. S. 1981
Statistical Power with Group Mean as the Unit of Analysis, *Journal of Educational Statistics*, 6(3): 267-285.
- Brehmer, B. 1994
The Psychology of Linear Judgement Models, *Acta Psychologica*, 87(2-3): 137-154.
- Brehmer, A. et B. Brehmer 1988
What Has Been Learned about Human Judgement from Thirty Years of Policy Capturing?, in B. Brehmer et C. R. B. Joyce (Eds.), *Human Judgement: The SJT View*, Amsterdam: North-Holland.
- Bryk, A. S. et S. W. Raudenbush 1992
Hierarchical Linear Models: Applications and Data Analysis Methods, Newbury Park, CA: Sage.
- Burstein, A. 1980
The Analysis of Multi-Level Data in Educational Research and Evaluation, *Review of Research in Education*, 8: 153-223.
- Christal, R. E. 1968
Selecting a Harem and Other Applications of the Policy-Capturing Model, *Journal of Experimental Education*, 36(4): 35-41.
- Cooksey R. W. 1996
Judgment Analysis: Theory, Methods and Applications, New York: Academic Press.
- Hammond K. R. 1955
Probabilistic Functioning and the Clinical Method, *Psychological Review*, 62: 255-262.
- Harte J. M., M. R. M. Westenberg et M. W. van Someren 1994
Process Models of Decision Making, *Acta Psychologica*, 87(2-3): 95-120.
- Hitt M. A. et R. Middlemist 1979
A Methodology to Develop the Criteria and Criteria Weightings for Assessing Subunit Effectiveness in Organizations, *Academy of Management Journal*, 22(2): 356-374.
- Hobson C. J. et F. W. Gibson 1983
Policy Capturing as an Approach to Understanding and Improving Performance Appraisal: A Review of the Literature, *Academy of Management Review*, 8(4): 640-649.
- Hoffman P. J. 1960
The Paramorphic Representation of Clinical Judgment, *Psychological Bulletin*, 57(2): 116-131.
- Hofmann D. A. 1997
An Overview of the Logic and Rationale of Hierarchical Linear Models, *Journal of Management*, 23(6): 723-744.
- Holzworth R. J. 1996
Policy Capturing with Ridge Regression, *Organizational Behavior and Human Decision Process*, 68(2): 171-179.
- Hox J. 1997
Multilevel Modeling: When and Why, in I. Balderjahn, R. Mathar et M. Schrader (Eds.), *Classification, Data Analysis and Data Highway: Proceedings of the 21st Annual Conference of the Gesellschaft für Klassifikation*, University of Potsdam, March 12-14, New York, NY: Springer-Verlag, 147-154.
- Jaeger, R. M. 1995
Setting Performance Standards Through Two-Stage Judgmental Policy Capturing, *Applied Measurement in Education*, 8(1): 15-40.
- Joyce C. R. B. et T. R. Stewart 1994
Applied Research in Judgement: What Should Happen, *Acta Psychologica*, 87(2-3): 217-227.
- Kahneman D. et A. Tversky 1979
Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk, *Econometrica*, 47(2): 263-291.
- Karren R. J. et M. W. Barringer 2002
A Review and Analysis of the Policy-Capturing Methodology in Organizational Research: Guidelines for Research and Practice, *Organizational Research Methods*, 5(4): 337-361.
- Louviere J.J. 1988
Analyzing Decision Making: Metric Conjoint Analysis, Sage University Papers Series, 67, Newbury Park: Sage.

■ Raudenbush S.,
A. Bryk, Y. F. Cheong
et R. Congdon 2000

HLM 5: Hierarchical Linear and Nonlinear Modeling, Chicago, IL: Scientific Software International.

■ Slovic P.
et S. Lichtenstein 1971

Comparison of Bayesian and Regression Approaches to the Study of Information Processing in Judgment, *Organizational Behavior and Human Performance*, 6(6): 649-744.

■ Tyler, B. B.
et H. K. Steensma 1998

The Effects of Executives' Experiences and Perceptions on their Assessment of Potential Technological Alliances, *Strategic Management Journal*, 19(10): 939-965.

■ Westenberg M. R. M.
et P. Koele 1994

Multi Attribute Evaluation Processes: Methodological and Conceptual Issues, *Acta Psychologica*, 87(2-3): 65-84.

■ Zajac E. J.
et Bazeman M. H. 1991

Blind Spots in Industry and Competitor Analysis: Implications of Interfirm (Mis)Perceptions for Strategic Decisions, *Academy of Management Review*, 16(1): 37-56.

■ Zedeck S. 1977

An Information Processing Model and Approach to the Study of Motivation, *Organizational Behavior and Human Performance*, 18(1): 47-77.