

**L'EFFET ENSEIGNANT : METHODES DE MESURE ET LIMITES
(CAS DU MAROC)**

Brahim CHEDATI

Economiste et planificateur de l'éducation

chedati@yahoo.fr

Février 2016

Résumé

La question de l'efficacité des systèmes d'éducation et de formation a toujours retenu l'attention des chercheurs en sciences de l'éducation dont les économistes de l'éducation.

Très souvent comparé à une entreprise, l'établissement scolaire fait usage de ressources « inputs » de différents types pour « produire » des diplômés « output » après un certain nombre d'années de formation.

La question qui se pose est de savoir dans quelle mesure ces différents inputs ont un effet sur l'output ? et le(s)quel(s) de ces inputs est (sont) le(s) plus efficace(s) dans le processus de « production » ? ou dans l'amélioration des résultats scolaires des apprenants.

Du point de vue théorique, les performances des élèves varient d'un enseignant à l'autre ou d'un groupe d'enseignants à l'autre. De nombreuses études ont montré que ces différences de performance s'expliquent par la différence des caractéristiques des enseignants telles que les niveaux de la qualification de l'enseignant, la méthode pédagogique utilisée, l'ancienneté etc.

L'une des méthodes de calcul de « l'effet enseignant » se fonde sur l'analyse statistique dite multiniveaux qui a l'avantage de prendre en compte, dans un même modèle, les variables de premier niveau (celles liées aux élèves) et celles de second niveau (relatives aux enseignants).

Le présent papier a un double objectif :

- Expliquer le principe de la méthode de mesure de l'effet enseignant ;
- Présenter les résultats de quelques études réalisées par des chercheurs « pionniers » dans le domaine ainsi que les résultats de l'enquête PNEA conduite en 2008 par le CSE.

Mots clés

Effet-enseignant, effet-classe ; performances ; modèles statistiques multiniveaux ; pratiques pédagogiques

I .INTRODUCTION ET PROBLEMATIQUE

Les travaux de recherche sur la réussite scolaire et sur les facteurs qui la déterminent sont très anciens. La première étude nationale de grande envergure visant à faire une analyse des déterminants des acquisitions scolaires a été conduite en 1963 par le sociologue américain James Coleman¹. L'enquête, première du genre, avait touché près de 645.000 élèves fréquentant plus de 4.000 écoles auxquels une très large batterie de tests a été soumise. Le protocole de test des élèves comprenait cinq groupes de tests de performance verbale et non verbale, de compréhension à la lecture, de mathématique, et de connaissances générales sur les arts, les sciences de la nature, les sciences de l'homme et sur les humanités.

Les conclusions dégagées dans le rapport Coleman tournaient autour de la thèse que les inputs scolaires aussi bien physiques (les équipements, les laboratoires, les bibliothèques, les terrains de sport, etc) que pédagogiques (programmes, rythmes scolaires, etc) n'avaient pas d'effet important sur le rendement scolaire des élèves. De plus, Coleman et ses collaborateurs ont trouvé que plusieurs caractéristiques liées à la qualité des enseignants ne semblaient pas non plus avoir d'impact sur les acquisitions scolaires des élèves. A l'exception néanmoins de ses habiletés verbales, de son niveau d'éducation et de celui de ses parents. Pour Coleman, c'était surtout les variables dites de composition sociale liées aux apprenants qui exerçaient un effet plus décisif sur le rendement scolaire. Ce type d'assertion a suscité beaucoup de critiques tant au plan de la méthodologie d'approche utilisée par l'équipe de Coleman qu'au niveau des protocoles de collecte de données.²

Les recherches sur les effets exercés sur les résultats scolaires des élèves par leurs enseignants (effet-maître ou effet-enseignant) ont connu un essor considérable aux États-Unis dès le début des 60, en Grande-Bretagne à la fin des années 70, et plus tard aux Pays-Bas, au Canada et en Australie.

En France les travaux de recherche sur les effets exercés par l'établissement, par la classe ou par l'enseignant ont été le fait d'économistes de l'éducation (J-P Jarousse, A-Mingat plus particulièrement) et de sociologues de l'éducation (M-Duru Bellat, G-Felouzi) et des socio-pédagogues (P-Bressoux, M-Bru).

L'objectif des études sur l'effet-maître est de montrer que les résultats scolaires des élèves dépendent certes de leurs caractéristiques individuelles ou socio-économiques de leurs familles mais qu'ils dépendent également des caractéristiques socio-démographiques et professionnelles des enseignants qui les prennent en charge (effet-enseignant).

Notons que cet effet-enseignant se concrétise par la capacité de l'enseignant à faire progresser l'ensemble des élèves qui lui sont confiés en haussant le niveau moyen de la classe (action d'efficacité) et en réduisant les différences de niveau entre les élèves (action d'équité).

¹ Coleman, J. S., et al. (1966) : Equality of Educational Opportunity. Washington, U.S.Department of Health, Education and Welfare.

² Voir à ce sujet l'excellent travail de these de Mohammed Cherkaoui et son article « Sur l'égalité des chances scolaires : à propos du « Rapport Coleman ». paru dans la Revue française de sociologie, 1978, 19-2. pp. 237-260.

Comment les chercheurs procèdent-ils pour mesurer l'effet-enseignant ?

L'efficacité de l'enseignant a fait l'objet de recherches diverses utilisant des approches méthodologiques variées. Sans entrer dans les détails théoriques, signalons que certaines approches qualitatives privilégiaient le recours aux apprenants pour collecter leurs perceptions des traits caractéristiques des enseignants qu'ils apprécient le plus (Ketley cité par C. Gauthier)³

A l'opposé de cette méthode très critiquée, d'autres chercheurs (Dunkin et Biddle cités par C. Gauthier) estiment que ces recherches comportaient « des carences majeures de ne pas observer l'enseignant concret dans la classe et de se limiter à une sorte de représentation idéales de l'enseignant »⁴.

L'objet de ce papier n'est pas de trancher entre les différentes méthodes en vigueur mais de présenter dans les détails une méthode statistique quantitative dénommée analyse multiniveaux qui est 'en vogue' actuellement dans plusieurs domaines de recherche (sociologie, économie, démographie, éducation, sciences politiques, santé etc..).

II-LES MODELES MULTINIVEAUX : Définition et formalisation

II-1.Présentation

L'étude des relations entre l'individu et son milieu a toujours préoccupé les chercheurs en sciences sociales et particulièrement les sociologues⁵ et les démographes. L'idée que les comportements individuels sont déterminés (au sens causal du terme) par des variables contextuelles en plus des variables personnelles (âge, sexe, niveau d'instruction, état sanitaire, situation matrimoniale, etc.) est communément admise dans les rangs des chercheurs en sciences sociales. Si le principe général de l'interaction est largement acquis, le problème qui restait posé pratiquement jusqu'au début des années 80 tenait aux techniques statistiques capables d'effectuer l'analyse dite multiniveaux. Cela ne veut pas dire que les variables contextuelles n'ont pas fait l'objet d'analyse statistique pure d'estimation des paramètres qui permettent d'isoler les effets à différents niveaux n'était pas au point avant les années 80.

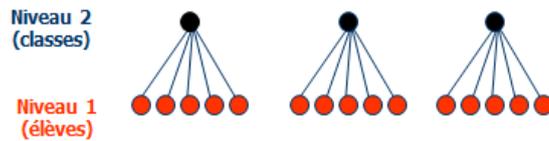
Les données statistiques recueillies à des fins de recherche sont souvent structurées d'une manière hiérarchique.(voir schémas à 2 et à 4 niveaux ci-dessous)

³ Pour une théorie de la pédagogie: recherches contemporaines sur le savoir des enseignants, Ed De Beock 1997, p.29

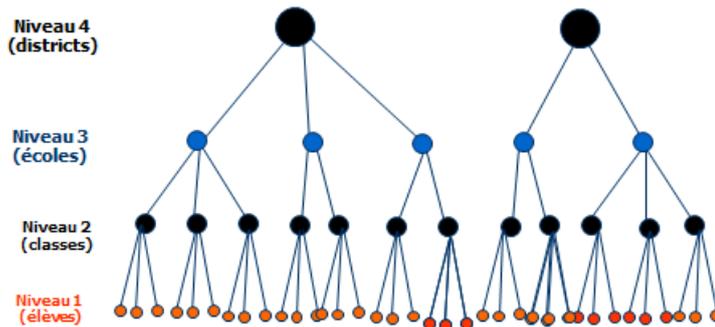
⁴ C. Gauthier, op. cité p. 31

⁵ Durkheim, 1897; Merton, 1968; weber, 1964; Blau, 1960; Boudon, 1963

Structure hiérarchique des données 2 niveaux



Structure hiérarchique des données 4 niveaux



Le dernier schéma illustre clairement le cas d'une structure hiérarchique à quatre niveaux où les élèves inscrits au titre d'une année scolaire « t » constituent le niveau le plus bas de l'analyse (niveau 1). Ces élèves appartiennent à des classes (niveau 2) lesquelles classes appartiennent à des établissements scolaires (niveau 3) qui, à leur tour, forment des districts ou circonscriptions scolaires (niveau 4).

Le problème posé ici consiste à déterminer l'effet de chacune des variables explicatives sur la variable dépendante qui peut être, dans cet exemple scolaire, la réussite ou la note à un examen intermédiaire ou final etc. Il est essentiel de signaler que les variables explicatives n'appartiennent pas toutes à un même niveau. En effet si les caractéristiques socio-démographiques des élèves sont par excellence les variables liées à un même niveau (les élèves), il n'en est pas de même des variables dites contextuelles qui, elles, appartiennent à des niveaux différents (i.e âge des enseignants, leur qualification, leurs salaires... infrastructure scolaire, milieu d'implantation de l'école etc. ...).

Dans le cas où les données sont structurées de manière hiérarchique, le recours aux méthodes classiques de régressions pour déterminer l'impact de chacune des variables explicatives n'est pas une solution valable et ce pour deux raisons principales :

- 1) L'hypothèse fondamentale d'indépendance des termes d'erreur se trouve violée (les **MCO**⁶ supposent en effet que les résidus inter-élèves sont indépendants) ;
- 2) Les coefficients estimés par les **MCO** représentent des effets fixes étant donné que les observations sont « nichées » (Nested) à l'intérieur d'un même niveau. Or dans le cas où les observations appartiennent à des niveaux hiérarchisés, les effets deviennent aléatoires.

Beaucoup de recherches procèdent à l'estimation de tels modèles (**MCO**) sur ce type de données en utilisant l'une des méthodes suivantes. La première consiste à **imputer** au niveau inférieur les données des niveaux supérieurs de la hiérarchie puis à estimer le modèle sur la base des observations du premier niveau. Cette approche pose des problèmes de fonds puisque l'imputation des données entraîne la violation de l'hypothèse d'indépendance des termes d'erreur (point 1 supra). La seconde approche, par contre, **agrège les données du niveau inférieur et les impute** au niveau supérieur qui devient le niveau d'analyse et d'estimation du modèle. Cette agrégation engendre néanmoins d'énormes problèmes car en agissant ainsi, on accepte de perdre l'information concernant la variation du premier niveau qui, dans certains cas, peut être très importante.

Pour résoudre de tels problèmes, les statisticiens ont conçu des modèles appropriés dénommés « modèles multi niveaux⁷ qui permettent de mieux analyser les bases de données à structure hiérarchique en prenant en compte les variables individuelles et contextuelles (S.Bryk et R.Raudenbush, 1992 ; H.Goldstein, 1986, 1987, 1995 ; Goldstein et McDonald, 1989 ; J.Hox et I.kreft, 1994 ; R. Prosser, J.Rasbash et H.Goldstein, 1991 ; T.Snijder, 1999, 1994).

II.2. Formalisation

Considérons, pour simplifier, une hiérarchie à deux niveaux où un ensemble d'élèves (niveau 1) dotés de caractéristiques (X) est « niché » dans des classes (niveau 2) dans lesquelles on s'intéresse aux variables explicatives contextuelles (Z). Supposons qu'on veuille expliquer la note finale (Y) obtenue par chacun des élèves de l'échantillon par la note obtenue tout au début de l'année (note initiale, X).

Si tous les élèves de l'échantillon étaient dans une même classe et partageaient ainsi les mêmes conditions d'apprentissage (méthode pédagogique matériel d'enseignement, qualification des enseignants, composition sociale, etc.) une simple régression suffirait pour pouvoir apprécier l'effet de la note initiale sur la note finale. Une telle équation de régression s'écrirait :

$$Y_i = a_0 + a_1 \cdot X_i + e_i \quad (1)$$

Où Y_i représente la note finale obtenue par le i ème élève.

a_0 et a_1 représentent les coefficients estimés de la droite par la méthode des **MCO**.

e_i est le résidu ou l'écart entre la note réelle et la note estimée par le modèle pour l'élève i .

⁶ Moindres carrés ordinaires

⁷ Selon le domaine de recherche, ces modèles sont appelés modèles linéaires multi-niveaux ou hiérarchiques (sociologie), modèles à effets mixtes ou modèles à effets aléatoires (biométrie), modèles de régression à coefficients aléatoires (économétrie) etc. ...

Supposons à présent que les groupes d'élèves fréquentent des classes différentes (pédagogiquement, matériellement et peut être même socialement). Dans ce cas la note finale sera influencée par la note initiale obtenue par l'élève (niveau 1) et par les variables du contexte (effet classe).

$$Y_{ij} = a_{0j} + a_{1j}x_{1ij} + e_{ij} \quad (2)$$

Où Y_{ij} représente la note finale obtenue par le i ème élève de la j ème classe ;
 a_{0j} et a_{1j} sont des paramètres estimés sur la j ème classe ;
 e_{ij} le résidu aléatoire de moyenne égale à zéro et de variance σ_e^2

En analyse multiniveaux, les classes (niveau 2) sont considérées comme des échantillons tirés d'un ensemble plus vaste de classes. De ce fait les paramètres a_{0j} et a_{1j} sont aléatoires et vont changer d'une classé à l'autre ce qui nous amène à écrire les deux égalités suivantes :

$$a_{0j} = a_0 + \mu_{0j} \quad (3)$$

$$a_{1j} = a_1 + \mu_{1j} \quad (4)$$

Avec :

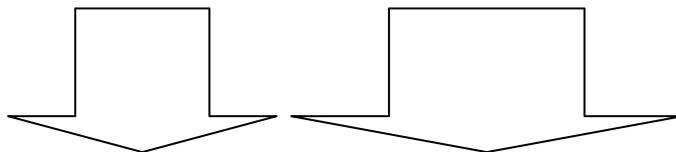
a_0 et a_1 comme paramètres moyens fixes estimés sur l'ensembles des classes ;

μ_{0j} et μ_{1j} sont aléatoires de moyenne nulle et de variances (à estimer) égales à :

$$\begin{aligned} \text{var}(\mu_{0j}) &= \sigma_{\mu_0}^2 \\ \text{var}(\mu_{1j}) &= \sigma_{\mu_1}^2 \text{ et } \text{Cov}(\mu_{0j}, \mu_{1j}) = \sigma_{\mu_0\mu_1} \end{aligned}$$

en remplaçant les coefficients de l'équation (2) par leur valeurs dans (3) t (4), on peut écrire le modèle bi-niveau comme suit :

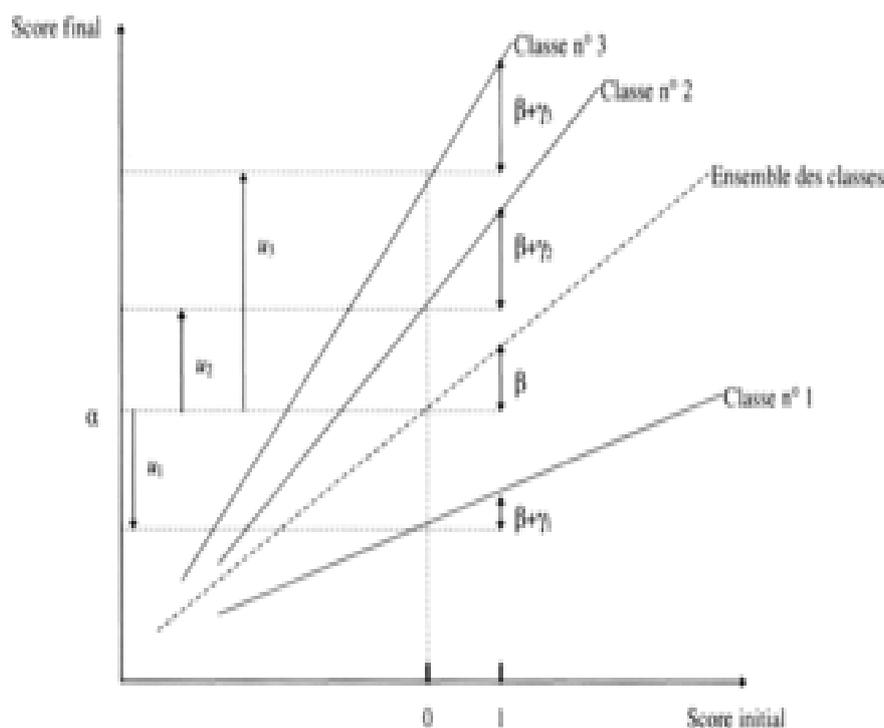
$$Y_{ij} = (a_0 + a_1 x_{1ij}) + (\mu_{1j} x_{1ij} + \mu_{0j} + e_{ij}) \quad (5)$$



Partie fixe

Partie aléatoire

Dans ce cas les ordonnées à l'origine et les pentes des différentes classes seront aléatoires comme le visualisent le graphique ci-dessous.



III-ESSAI DE MESURE DE L'EFFET ENSEIGNANT : cas du Maroc

Il y a lieu de préciser que les recherches effectuées dans le domaine des sciences sociales au Maroc et utilisant les modèles hiérarchiques multiveaux sont très limitées. Nous avons recensé jusqu'à présent quatre études seulement :

- Une seule étude nationale conduite en 2008 dans le cadre du programme PNEA (Programme National d'Évaluation des Acquis) par le Conseil Supérieur de l'Enseignement⁸ ;
- Deux études académiques traitant les données marocaines d'examens internationaux (A. Abbaia, 2008) et R. Ait Ben Assila, 2016) ; et
- Une étude limitée à un établissement collégial de Rabat et qui a couvert plus de 300 élèves (B. Chedati, 2007)

III-1.L'étude du CSE

Le PNEA vise l'évaluation standardisée des acquis des élèves de l'enseignement public et privé des cycles primaire et secondaire collégial.

Les tests d'évaluation des acquis ont été administrés à un total de 26520 élèves, de la 4ème année du primaire (6900 élèves), de la 6ème année du cycle primaire (6900 élèves), de la 2ème année du cycle secondaire collégial (6360 élèves) et de 3ème année du collège (6360 élèves).

⁸ Actuellement dénommé : conseil supérieur de l'éducation formation et de la recherche scientifique

Les résultats de la modélisation montrent que très peu de variables de second niveau liées à l'enseignant sont statistiquement significatives. Examinons de plus près l'effet des caractéristiques de l'enseignant sur les résultats des élèves de la 2^{ème} année du cycle secondaire collégial. Les résultats des estimations réalisées à l'aide du logiciel STATA pour ce même niveau sont consignés un tableau mis en annexe. Pour les trois autres niveaux, le lecteur pourra consulter les pages 82 à 84 du rapport analytique.

Pour le premier modèle (discipline arabe), seules 33% des variables de second niveau introduites dans ledit modèle sont statistiquement significatives.

Il s'agit de la formation initiale, de la vocation du maître et de son niveau d'éducation. La première variable (formation initiale des enseignants) indique un résultat très controversé que les rapporteurs n'ont pas expliqué ou même avancé des éléments d'explication hypothétiques. C'est ainsi que les élèves pris en charge par les enseignants ayant suivi une formation initiale affichent des scores inférieurs à ceux des élèves dont les enseignants n'ont pas bénéficié de formation initiale. Le modèle 1 montre aussi que les enseignants qui ont intégré le métier par vocation sont ceux qui impactent le plus les performances de leurs élèves.

Pour le modèle 2 (discipline du français), seule la variable âge est statistiquement significative au seuil de 10% mettant en lumière un autre « paradoxe » puisque les acquisitions des élèves semblent être corrélées positivement à l'âge de l'enseignant et négativement à son ancienneté. Selon les rapporteurs, ce phénomène « peut-être dû, en partie, à la qualité des données ne pouvant saisir à la fois les effets de l'âge et de l'ancienneté sur les acquis des élèves ». (page 85)

Au niveau des mathématiques (modèle 3), deux variables liées à l'enseignant se sont avérées statistiquement significatives : la satisfaction vis-à-vis du climat de l'établissement et la formation initiale de l'enseignant sont statistiquement significatives mais négativement corrélées aux performances des élèves.

Notons que cette même variable de la satisfaction de l'enseignant devient positivement corrélée aux résultats scolaires des élèves en physique-chimie (modèle 5).

Le calcul de la variance totale expliquée grâce à la modélisation multiniveaux permet aussi d'isoler le pourcentage qui échoit aux caractéristiques de l'enseignant. Ces pourcentages sont présentés au tableau ci-dessous par cycle, par niveau et par matière enseignée.

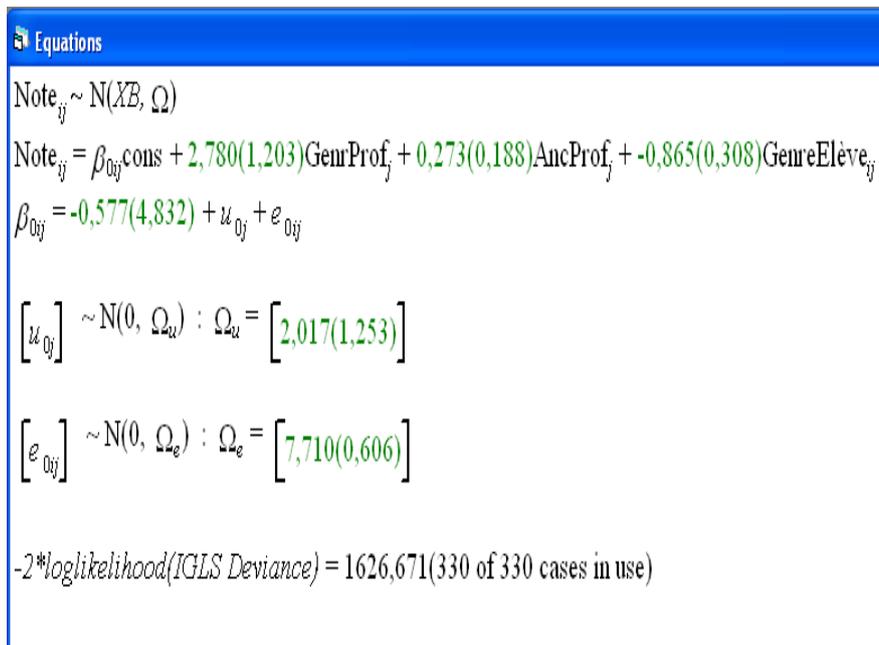
Tableau n° 1. Pourcentages de la variance expliquée afférents aux caractéristiques de l'enseignant

Niveau scolaire	Arabe	Français	Mathématiques	Sciences	Physique-Chimie
2ème année du secondaire collégial	28%	4%	20%	40%	22%
3ème année du secondaire collégial	19%	21%	17%	0%	43%
4ème année du primaire	14%	8%	12%	7%	-
6ème année du primaire	0%	17%	0%	10%	-

(Source : rapport analytique, page 87)

III-2. L'étude de CHEDATI

Le travail de recherche sur l'effet enseignant que nous avons effectué en 2007 sur les données de plus de 300 élèves de la 3^{ème} année du cycle secondaire collégial avait un objectif purement pédagogique visant à mieux mettre en pratique le logiciel MIWin en comparant les résultats dégagés à l'aide de ce logiciel avec ceux calculés en utilisant trois autres programmes : SPSS, SYSTAT et HLM. Nous sommes donc tout à fait conscient de la limitation méthodologique de cette opération. Néanmoins il serait intéressant de présenter brièvement les résultats de la modélisation.



Equations

$$Note_{ij} \sim N(XB, \Omega)$$

$$Note_{ij} = \beta_{0ij} \text{cons} + 2,780(1,203) \text{GenrProf}_j + 0,273(0,188) \text{AncProf}_j + -0,865(0,308) \text{GenreElève}_j$$

$$\beta_{0ij} = -0,577(4,832) + u_{0ij} + e_{0ij}$$

$$[u_{0ij}] \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = [2,017(1,253)]$$

$$[e_{0ij}] \sim N(0, \Omega_e) : \Omega_e = [7,710(0,606)]$$

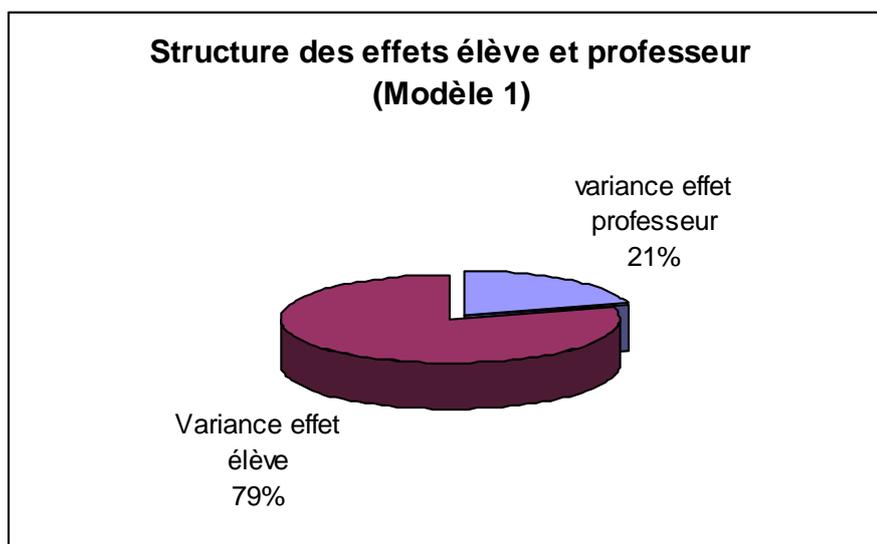
-2*loglikelihood(IGLS Deviance) = 1626,671(330 of 330 cases in use)

Les estimations réalisées à l'aide du logiciel MIWin donnent les résultats suivants :

- U_{0j} est la variance résiduelle de l'effet école : 2.017
- e_{0ij} est la variance résiduelle de l'effet élève : 7.71

L'ancienneté professionnelle du professeur a un effet positif sur les acquisitions scolaires en français. L'effet enseignant réduit à son ancienneté et à son genre explique 20,7% de la variabilité des scores des élèves. Cette valeur ne s'éloigne pas tellement des résultats trouvés dans beaucoup d'études (Bressoux, P. 1994).

Graphique n° 2



III-3. L'étude de ABBAIA

Dans un travail de DESA soutenu en Décembre 2008⁹, ABBAIA Abdelilah a retravaillé sur les données marocaines de TIMSS 2003 (Trends in International Mathematics and Science Study). la taille de l'échantillon d'élèves est de 1140 répartis dont 928 en milieu urbain et 212 en milieu rural.

Les résultats de l'analyse statistique du modèle dit « vide » montrent que les caractéristiques des enseignants permettent d'expliquer presque 12% de la variabilité des scores des élèves.¹⁰

Ajoutons que la variable ancienneté de l'enseignant a un effet positif et très significatif sur le score des élèves en milieu urbain.

III-4. L'étude de AIT BEN ASSILA

Constituant le sujet de thèse de doctorat¹¹, le travail de Ait Ben Assila couvre 7805 élèves inscrits dans 286 écoles primaires rendant compte de la variabilité régionale, sectorielle (public/privé).

⁹ « Les déterminants du rendement scolaire dans l'enseignement secondaire collégial au Maroc : étude économétrique sur la base de l'enquête TIMSS 2003 »

¹⁰ Abbaia op cité p. 72

¹¹ « les déterminants de la réussite scolaire au primaire au Maroc : essai d'analyse multiniveaux des données de PIRLS 2011 » travail à sa phase finale

De façon globale et, partant du modèle vide, la décomposition de la variance totale échoit aux enseignants (niveau 2 de l'analyse) à hauteur de 54.9% et 45.1% aux caractéristiques des élèves.

L'impact des caractéristiques des enseignants sur le score en lecture est mis en exergue par les différents modèles multiniveaux. On remarque à partir des données du tableau ci-dessous que seules deux variables liées à l'enseignant sur six sont statistiquement significatives à 10%. C'est ainsi par exemple que les classes prises en charge par des enseignantes ont un meilleur score en lecture que celles dirigées par des enseignants, toutes choses étant égales par ailleurs. D'autre part les enseignants qui ont déclaré être satisfaits de leurs conditions de travail ont un effet beaucoup plus grand que ceux qui sont insatisfaits.

Conclusion

Les travaux dits de type «processus-produit» dans lesquels les résultats des élèves étaient considérés comme les «produits» directs des pratiques d'enseignement ont dominé pendant une longue période avant que les recherches sur «l'effet-maître» viennent nuancer cette conception des relations entre enseignement et apprentissage. Les études menées depuis une dizaine d'années sur la thématique de l'effet-enseignant ont pu mesurer l'impact des caractéristiques démo-socio-professionnelles des enseignants sur les résultats scolaires des élèves. La recherche fondamentale et appliquée dans le domaine des sciences statistiques d'une part, et les avancées extraordinaires de la technologie informatique et de développement software d'autre part, ont permis aux chercheurs en sciences sociales de mieux appréhender les phénomènes scolaires et de mesurer les effets de chaque facteur de «production» scolaire. Néanmoins la question des effets que les caractéristiques des enseignants ont sur les performances des élèves a encore besoin d'être affinée en terme de relations causales et donc de la manière dont ces effets se construisent.

Les modèles multiniveaux, qui sont effectivement mieux adaptés à la structure hiérarchiques des données scolaires, ont permis d'isoler les effets exercés par l'enseignant, ou le directeur de l'établissement, ou la composition de la classe etc...mais cette approche quantitative gagnerait si elle est complétée par la recherche qualitative afin de pouvoir identifier les différents processus en jeu dans l'enseignement apprentissage scolaire et de répondre à la question de savoir comment l'effet-maître se produit et par quel processus réel ?

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- BLAU, P.M. (1960) : "structural effect", **American sociological review**, 22 pp : 178-193.
- BOUDON, R. (1963) : " Propriétés individuelles et Propriétés collectives : un problème d'analyse écologique", **Revue Française de sociologie**, 4, pp : 275-299.
- BRESSOUX, P. (1994). « Les recherches sur les effets-écoles et les effets-maîtres » in *Revue Française de Pédagogie*, n°108, pp. 91-137.
- BRYK, A.S.; RAUDENBUSH, S.W. (1992), *Hierarchical Linear Models : Application and data analysis methods*, Sage Publications, Inc.
- CSE (2009), PNEA 2008, Rapport analytique.
- CHEDATI, B (1997), L'analyse multiniveaux comme solution aux limites des régressions classiques appliquées aux données hiérarchiques. In "Les méthodes qualitatives en sciences sociale", Publications de la Faculté des Lettres et des sciences humaines, Rabat.
- CHEDATI, B ; BOUGROUM, M ; R. Ait Ben ASSILA (à paraître), Les déterminants de la réussite scolaire au primaire au Maroc : Essai d'analyse multi niveaux des données PIRLS 2011
- CHERKAOUI, M (1997), *Les paradoxes de la réussite scolaire*, PUF
- DE EEUW, J. (1992), Series editor's introduction to hierarchical linear models, in : Bryk, A.S ; Raudenbush, S.W. (1992). *Hierarchical linear models : Application and data analysis methods*, Sage Publications, Inc, xiii-xvi .
- DUNCAN, C.; JONES, K.; MOON,G. (1995), blood pressure, age gender. In : Woodhouse G.(ed). "A guide to MLn new users". *Multilevel models project*. Institute of education. University of London, 59-85.
- DURKHEIM, E (1993); **Le suicide**, PUF, Paris (1ère édition 1897).
- ELSTON, R.C., GRIZZLE, J.E. (1962), "Estimation of time response curves and their confidence bands" **Biometrics**, 18, 148-159.
- GOLDSTEIN, H. (1986), "multilevel mixed linear model analysis using interactive generalized least square".. *Biometrika*, 73, 43-56.
- GOLDSTEIN, H. (1987), *Multileveled models in educational and social research*, London : Griffin.
- GOLDSTEIN, H. (1995), *Multilevel statistical models*. London, Edward Arnold.
- GOLDSTEIN, H. ; McDonald, R. (1988), "A general model for the analysis of multilevel data.", *psychometrika*, 53, 455-467.
- HOX, J.J. (1994), *Applied multilevel analysis*. Amsterdam : TT- Publikaties.
- HOX, J.J.; KREFT, I.G.G. (1994), "Multilevel analysis methods" , *Sociological Methods and research*, 22, 283-299.
- MERTON, R. K. (1968), *Social theory and social structure*. New York, free press.
- McDONALD, R.P. (1994), "The bilevel reticular action model for path analysis with latent variables". *Sociological Methods and Research*, 22, 399-413.
- MOURJI,F ;ABBAIA, A. « Les déterminants du rendement scolaire en mathématiques chez les élèves de l'enseignement collégial au Maroc : une analyse multiniveaux », *Revue d'économie du développement*, 2013/1 - Vol. 27
- MUTHEN, B.O. (1989), "Latent variable modelling in heterogeneous population". *Psychometrika*, 54, 557-585.
- MUTHEN, B.O.(1994), "Multilevel covariance structure analysis", *sociological methods and research*, 22, (3), 364-375.

- PATTERSON, L. (1991), "Multilevel logistic regression. In : Prosser, R.; Rasbash, J., Goldstein, H. Data analysis with ML3. Institute of education. University of London, 5-18.
- PATTERSON, L. (1995), Entry to University by school leavers. In: Woodhouse G. (ed).
- LEWIS, I. (1991), Repeated measures models. In : Prosser, R.; Rasbash, J., Goldstein, H. "Data analysis with ML3". institute of education. University of London, 44-58.
- PROSSER, R.; RASBASH, J.; GOLDSTEIN, H. (1991), ML3 software for three-level analysis users' guide for V. 2 Institute of education, university of London.
- SNIJDERS, T.A.B.; BOSKER, R.J. (1994), "Modeled variance in two-level models." Sociological methods and research. 22, 342-363.

ANNEXE

Résultat du modèle multiniveaux de l'impact des caractéristiques de l'enseignant sur les scores des élèves de la 2ème année du collégial

Variables	Arabe		Français		Maths		Sciences		Physique-Chimie	
	Coef.	P> t	Coef.	P> t	Coef.	P> t	Coef.	P> t	Coef.	P> t
Effets fixes										
Genre	0,10	0,14	0,08	0,10	0,01	0,82	0,00	0,97	-0,05	0,38
Préscolaire	0,00	0,98	0,01	0,82	-0,08	0,24	0,03	0,76	0,06	0,46
Conditions socio-économiques	-0,04	0,79	0,19	0,05	0,10	0,36	0,00	0,99	-0,09	0,44
Antécédents	0,09	0,00	0,10	0,00	0,07	0,00	0,07	0,00	0,10	0,00
Scolarité du père	0,05	0,51	0,02	0,76	0,07	0,27	0,23	0,00	0,12	0,10
Scolarité de la mère	-0,15	0,09	0,20	0,00	0,06	0,44	-0,06	0,43	0,10	0,20
Taille du ménage	-0,01	0,53	-0,02	0,11	-0,01	0,51	-0,02	0,16	-0,02	0,34
Redoublement	-0,09	0,00	-0,04	0,04	-0,02	0,36	-0,05	0,01	-0,06	0,03
Cours particuliers	-0,07	0,27	-0,12	0,01	-0,07	0,18	-0,10	0,08	-0,27	0,00
Aide à domicile	-0,09	0,16	-0,06	0,22	0,05	0,31	-0,04	0,49	-0,13	0,02
genre de l'enseignant	0,06	0,69	0,19	0,16	-0,09	0,47	-0,03	0,74	0,09	0,57
Age de l'enseignant	-0,24	0,76	1,10	0,06	-0,33	0,51	-0,06	0,89	1,38	0,02
Ancienneté	0,07	0,81	-0,03	0,88	0,11	0,50	-0,02	0,93	-0,29	0,16
Scolarité de l'enseignant	-0,18	0,01	-0,08	0,20	0,01	0,90	0,00	0,96	-0,03	0,68
Satisfaction matérielle	0,12	0,41	-0,10	0,53	-0,02	0,86	0,04	0,68	-0,07	0,60
Satisfaction administrative	0,15	0,64	-0,01	0,98	-0,57	0,07	0,11	0,62	0,90	0,00
Formation initiale	-0,43	0,02	-0,17	0,35	-0,47	0,02	-0,40	0,01	0,06	0,72
Formation continue	-0,12	0,36	0,02	0,85	-0,05	0,67	0,08	0,47	-0,06	0,62
Vocation	0,50	0,01	-0,13	0,43	0,02	0,93	-0,04	0,79	-0,11	0,51
Constante	0,20	0,93	-4,70	0,01	1,54	0,36	0,11	0,94	-5,82	0,00
Effets aléatoires										
	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE
Variance inter	0,15	0,04	0,22	0,04	0,20	0,04	0,09	0,03	0,18	0,04
Variance intra	0,61	0,03	0,36	0,02	0,52	0,02	0,62	0,03	0,58	0,03
Déviante	1745,31		1617,79		2280,99		2088,91		2049,60	