[The contribution of multilevel models in contextual analysis in the field of social epidemiology: a review of literature]

Basile Chaix, Pierre Chauvin

▶ **To cite this version:**

Basile Chaix, Pierre Chauvin. [The contribution of multilevel models in contextual analysis in the field of social epidemiology: a review of literature]. Epidemiology and Public Health = Revue d'Epidémiologie et de Santé Publique, 2002, 50, pp.489-99. inserm-00089340

HAL Id: inserm-00089340

https://inserm.hal.science/inserm-00089340

Submitted on 17 Aug 2006

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

L'apport des modèles multiniveau dans l'analyse contextuelle en épidémiologie sociale : une revue de littérature

The contribution of multilevel models in contextual analysis in the field of social epidemiology : a review of literature

Titre abrégé :

L'analyse multiniveau en épidémiologie

Basile CHAIX, Pierre CHAUVIN

Inserm U444
Faculté de médecine Saint-Antoine
27, rue Chaligny
75571 Paris Cedex 12

Correspondance à : Basile CHAIX, Inserm U444, 27, rue Chaligny, 75571 Paris Cedex 12 (email : basile.chaix@u444.jussieu.fr)

Résumé

En recourant à des facteurs contextuels, au-delà des facteurs individuels, l'analyse contextuelle parvient à une meilleure identification des populations à risque, utile lors de l'élaboration des programmes de santé. Les modèles multiniveau, largement utilisés dans les milieux de recherche anglo-saxons mais plus rarement employés à partir de données françaises, s'avèrent particulièrement adaptés à l'analyse des données contextuelles, parce qu'ils tiennent compte de leur structure hiérarchique.

Cet article met l'accent sur la méthodologie d'utilisation des modèles multiniveau, tout en rapportant certains résultats caractéristiques qui illustrent leurs potentialités par rapport aux méthodes plus conventionnelles.

Comme d'autres méthodes, les modèles multiniveau sont capables de tenir compte de la structure hiérarchique des données lors de la procédure d'estimation des paramètres. Mais au-delà, et plus spécifiquement, ils constituent aussi des outils d'investigation des effets contextuels. Leur intérêt spécifique est de distinguer la variabilité existant au niveau individuel de la variabilité inter-groupe. Ainsi, en comparant la variance de niveau groupe avant et après introduction des caractéristiques individuelles, ils permettent de quantifier la part que représentent les effets de composition dans la variabilité inter-groupe. Ils sont d'autre part utiles pour déterminer si les variations inter-groupes repérées concernent l'ensemble des individus des groupes, ou certaines personnes aux profils particuliers. Ils permettent enfin d'évaluer dans quelle mesure cette variabilité inter-groupe complexe peut être expliquée par les caractéristiques contextuelles incluses dans le modèle.

Pour ces raisons, l'utilisation des modèles multiniveau dans le champ de l'analyse contextuelle en épidémiologie sociale peut conduire à des résultats à la fois plus consistants et plus riches.

Abstract

Using contextual factors beyond individual factors, contextual analysis allows a more accurate identification of at-risk populations, which could be useful when planning health programs. Multilevel models, widely used in British and North-American social epidemiology research but less frequently with French data, are particularly suitable to analyse contextual data, because they take into account their hierarchical structure.

This paper addresses methodological issues in the utilization of multilevel models, and reports some results which illustrate their potentials compared to those of more conventional statistical methods.

As well as other methods, multilevel models are able to take into account the hierarchical structure of the data when estimating parameters. Furthermore, and more specifically, these models can also be viewed as useful tools to investigate contextual effects. Their particular interest is to disentangle individual-level variability and between-group variability. Comparing the group-level variance before and after introduction of individual-level characteristics allows to assess the extent to which between-group variability is linked to compositional effects. Multilevel models can also help examine whether the between-group variations affect all the members of the groups, or only specific sub-groups. Finally, they can estimate how much of this complex between-group variability is explained by the contextual factors included in the model.

The overall conclusion is that multilevel statistical methods should be used in social epidemiology studies dealing with individual and contextual data, to produce results that are both richer and more consistent.

Mots-clés :

Modèle multiniveau, Analyse contextuelle, Epidémiologie sociale, Méthodes statistiques

Key words:

Multilevel model, Contextual analysis, Social epidemiology, Statistical methods

L'apport des modèles multiniveau dans l'analyse contextuelle en épidémiologie sociale : une revue de littérature

Introduction

Jusqu'à une période récente, l'épidémiologie sociale s'est essentiellement focalisée sur l'étude des déterminants individuels de la santé et de l'accès aux soins, dissociés du contexte géographique, économique ou social [1-3]. Mais l'existence d'effets du contexte sur la santé des individus et leur accès aux soins fait l'objet d'une reconnaissance croissante [4, 5].

L'analyse contextuelle en épidémiologie sociale

On appelle facteurs contextuels des variables qui caractérisent les groupes d'individus et doivent comme telles être mesurées à ce niveau. Ils ne renvoient pas nécessairement à l'environnement géographique de résidence [1], mais concernent également, entre autres exemples, le ménage [4, 6, 7], le milieu scolaire [8-10], l'organisation des soins [11-13] ou du travail [14]. Beaucoup d'études ont souligné que la prise en compte des facteurs contextuels dans les analyses, en plus des caractéristiques individuelles, pouvait permettre une meilleure identification des populations à risque lors de l'élaboration des programmes de prévention ou de répartition des ressources [1, 9].

Concernant l'effet du niveau socio-économique de l'environnement de résidence, des travaux nord-américains, mais aussi nord-européens, ont montré que l'indigence du contexte résidentiel influait sur de nombreuses variables de santé, augmentant notamment les risques de présenter un faible poids à la naissance [15, 16], de contracter une maladie chronique [17, 18], de rapporter une mauvaise santé [19-21] et finalement de mourir [22].

Mais les effets du contexte de résidence ne renvoient pas seulement à ses caractéristiques socio-économiques. Par exemple, Sampson et coll. ont montré à Chicago que l'effet de l'« efficacité collective » (ou capacité globale des résidents à intervenir pour régler les

problèmes communs) sur le niveau de violence dans le quartier surpassait celui des caractéristiques socio-économiques du voisinage [23].

Une difficulté centrale en analyse contextuelle est de savoir si les écarts de morbidité, mortalité, etc. observés d'un groupe à l'autre résultent effectivement d'*effets de contexte*, ou ne dépendent que des caractéristiques variables des individus qui s'y trouvent (c'est-à-dire d'*effets de composition*). Contrairement à l'analyse contextuelle, l'analyse écologique qui met en relation des facteurs collectifs et des niveaux moyens de morbidité, mortalité, etc. sans tenir compte des caractéristiques individuelles est incapable de mettre en évidence de véritables effets du contexte [24, 25]. Ainsi, d'après Fiscella et Franks [26], l'association écologique positive trouvée entre inégalités de revenus et mortalité est artéfactuelle, et résulte de la relation concave non-linéaire entre le revenu individuel et l'état de santé : à mesure que les inégalités de revenus diminuent, l'état de santé des plus pauvres s'améliore (leurs revenus augmentant), sans que la baisse du revenu des plus riches n'entraîne de détérioration sensible de leur santé [26, 27].

Cette littérature illustre également la difficulté de savoir quels ajustements réaliser pour que l'effet des caractéristiques collectives n'exprime *que* l'effet du contexte, mais aussi *tout* l'effet du contexte (ni trop, ni trop peu). Qu'il faille ou non ajuster sur une variable individuelle dépend de son statut : facteur de confusion, ou facteur médiateur appartenant à une chaîne de causalité par laquelle la caractéristique contextuelle est supposée agir [3, 5, 22]. Etudiant l'impact des inégalités de revenus sur la santé, divers auteurs s'interrogent sur le bien-fondé d'un ajustement sur le revenu individuel : cela ne conduit-il pas à sous-estimer l'effet réel des inégalités de revenus en sur-ajustant sur certains des mécanismes (liés à la relation non-linéaire entre revenu individuel et état de santé) par lesquels elles agissent sur le niveau de santé moyen [20, 28] ?

Toutefois, à la manière d'une étude finlandaise des effets de la compression des effectifs sur la santé des salariés conservant leur emploi, on procède parfois à un ajustement progressif sur différents facteurs (jusqu'à un sur-ajustement) afin de mettre en lumière les variables intermédiaires. D'après cette étude, les taux d'absence pour maladie étaient deux fois plus importants après une forte qu'après une moindre compression d'effectifs, mais l'ajustement sur les changements intervenus dans le travail a diminué la force d'association de 49%, mettant ainsi à jour certains des processus par lesquels cet effet contextuel agissait [14].

Vers une appréhension plus fine de la structure hiérarchique des données contextuelles

Les données des études contextuelles présentent fréquemment une structure hiérarchique : des individus (au niveau 1) se trouvent regroupés au sein d'unités plus vastes (au niveau 2). Les méthodes d'analyse qui ne tiennent pas compte de cette structure complexe de variabilité peuvent être en partie inefficientes. Apparus au milieu des années 1980, les modèles multiniveau portent une attention particulière à cette structure hiérarchique de la variabilité, et constituent comme tels des outils utiles en analyse contextuelle. Snijders estime que l'analyse multiniveau s'est formée par la réunion de deux courants, celui de l'analyse contextuelle et celui des modèles mixtes (c'est-à-dire employant des paramètres fixes et aléatoires [29]) : les individus et leur contexte, en tant que sources de variabilité distinctes et hiérarchiquement organisées, ne sauraient être modélisés adéquatement au moyen de modèles de régression classiques. Ils sont souvent mieux représentés par des modèles qui, incluant des effets aléatoires aux différents niveaux de la hiérarchie, permettent de modéliser, au-delà du vecteur des espérances, la matrice des variances et des covariances.

L'apport spécifique des modèles multiniveau

Présentation des modèles multiniveau

Pour simplification, notre présentation du modèle multiniveau s'appuie sur le cas linéaire simple (nous élargirons brièvement aux modèles linéaires généralisés par la suite). Sous sa forme la plus simple, le modèle s'articule autour de l'équation suivante :

$$y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 x_{ij} + u_{0j} + e_{ij} \qquad \text{où } e_{ij} \sim N(0, \sigma_e^2) \text{ et } u_{0j} \sim N(0, \sigma_{u0}^2) \qquad (1)$$

où y_{ij} désigne la variable dépendante pour un individu i appartenant au groupe j. Les modèles multiniveau diffèrent des modèles de régression classiques du fait de la spécification complexe des résidus, estimés simultanément aux niveaux des individus (e_{ij}) et des groupes (u_{0j}). On considère que les résidus, à chaque niveau, sont issus d'une population plus large [3] : ils sont indépendants entre eux, normalement distribués, et de moyenne 0. En outre, les u_{0j} sont supposés indépendants des e_{ij}. Il est important de noter que les u_{0j} ne constituent pas des paramètres au sens statistique du terme. Concernant l'effet aléatoire de niveau 2, un seul paramètre est ici estimé : la variance σ_{u0}^2 des résidus des différents groupes.

Les u_{0j}, qui caractérisent l'effet propre à chaque groupe j, peuvent être calculés *a posteriori* à partir des résidus bruts ($r_{ij} = y_{ij} - \hat{y}_{ij}$), en appliquant un facteur de rétrécissement (shrinkage factor) à la valeur moyenne r_j des résidus dans chaque groupe :

$$\hat{u}_{0j} = \frac{n_j \sigma_{u0}^2}{n_j \sigma_{u0}^2 + \sigma_e^2} r_j$$

Le facteur de rétrécissement vaut moins que 1. Plus l'effectif n_j du groupe j est faible, ou plus la variabilité intra-groupe est importante comparée à la variabilité inter-groupe, plus le résidu moyen r_j du groupe j sera rétréci en direction de 0. Selon Burton et coll., l'utilisation des facteurs de rétrécissement, qui aboutit à des résultats plus conservateurs, consiste à séparer la part des résidus qui pourrait être due à des variations réelles de celle qu'il est plus prudent d'attribuer à des fluctuations d'échantillonnage [30]. Cette estimation conditionnelle à

l'ensemble de l'échantillon contraste avec l'approche traditionnelle où le manque relatif d'information se reflète dans la taille des écart-types [31-33].

Des modèles multiniveau ont également été développés pour les variables dépendantes binaires, à modalités multiples, ou suivant une loi de Poisson. Pour ces variables discrètes, il existe une relation entre la moyenne et la variance de la distribution qui conduit, en terme de modélisation multiniveau, à une relation entre les paramètres de la partie fixe du modèle et ceux de la partie aléatoire [34]. Les modèles multiniveau linéaires généralisés tiennent compte de la distribution spécifique des résidus au niveau individuel tout en maintenant l'hypothèse de normalité pour les résidus de niveau 2 [3]. Pour prendre l'exemple d'une variable binaire (échec ou succès par exemple), le modèle logistique exprime le logit de la probabilité de succès à l'aide d'une fonction linéaire plus un résidu u_{0j} normalement distribué variable selon le groupe. La fonction logit étant la fonction de lien, il n'existe toutefois pas de relation simple entre la variance de la probabilité et la variance σ^2_{u0} des résidus de niveau 2.

En intégrant des résidus aux différents niveaux de la hiérarchie, les modèles multiniveau tiennent adéquatement compte de la structure complexe des données lors de l'estimation des paramètres. Mais au-delà, cette propriété fait d'eux des outils utiles lors de l'investigation des effets du contexte [21, 35, 36].

Résolution des problèmes liés à la non-indépendance des observations

Lorsque les données présentent une structure hiérarchique, on peut suspecter des problèmes de corrélation des résidus au sein des groupes. Ne pas en tenir compte peut entraîner une estimation incorrecte des paramètres et de leurs écart-types, notamment pour les variables contextuelles auxquelles nous nous intéressons ici plus particulièrement.

Concernant l'estimation incorrecte des paramètres, une étude des facteurs de réalisation de césariennes prophylactiques en France a montré que le modèle multiniveau estimait l'effet des caractéristiques des maternités plus important que le modèle classique : une tendance moindre

à réaliser des césariennes dans les maternités qui recevaient beaucoup de femmes « à risque » a ainsi été mise en évidence [36]. En effet, le modèle simple ne permet pas de séparer l'effet des facteurs contextuels étudiés des variations résiduelles liées aux caractéristiques de niveau 2 non prises en compte, et peut ainsi conduire selon les cas à une sur- ou sous-estimation de la valeur des paramètres. Au contraire, les résidus de niveau 2 que les modèles multiniveau incorporent augmentent leur aptitude à capter les variations résiduelles, permettant ainsi une estimation plus consistante des effets contextuels étudiés [37].

Concernant l'écart-type des paramètres des effets contextuels (niveau 2), un nombre important d'études ont montré que les modèles classiques aboutissent souvent à des estimations incorrectes : parce qu'ils ne tiennent pas compte de la violation de l'hypothèse d'indépendance des observations, et négligent le fait qu'un même nombre d'observations fournit de ce fait moins d'information, ils sous-estiment l'écart-type des paramètres des facteurs de niveau 2 [30, 36, 38-40]. Le risque de première espèce s'en trouve accru, et l'analyse, trop peu conservatrice, risque de déboucher sur de fausses inférences [9, 41]. Ainsi Kleinschmidt, étudiant l'effet du niveau socio-économique de l'environnement de résidence sur la propension à fumer, a trouvé qu'un modèle à effets fixes qui ne tenait pas compte de la structure hiérarchique des données sous-estimait l'écart-type du paramètre associé à cet effet [39].

Au contraire, les modèles multiniveau aboutissent à une estimation des écart-types des paramètres des effets contextuels qui tient compte de la structure hiérarchique des données et de la violation résultante de l'hypothèse d'indépendance. L'emploi des modèles multiniveau à seule fin d'estimation plus juste constitue cependant une utilisation restrictive de ces techniques. Dans ce type de recours, les auteurs omettent d'ailleurs souvent de rapporter les composants aléatoires (e_{ij} et u_{0j}), jugés sans intérêt véritable. Au contraire, il est possible de

considérer la dépendance entre les résidus à l'intérieur des groupes comme un phénomène intéressant en soi, plutôt que comme une nuisance [30, 42].

Des outils d'investigation des effets du contexte

Une utilisation plus aboutie des méthodes multiniveau s'appuie souvent sur une stratégie de modélisation caractérisée par l'emploi de modèles d'une complexité croissante [36, 42-46]. Beaucoup d'auteurs entament l'analyse par un modèle multiniveau vide (l'équation (1) sans le terme $\beta_1 x_{ij}$ dans le cas linéaire simple), qui fournit la répartition initiale de la variance entre les différents niveaux, grâce aux termes aléatoires inclus à chacun d'eux. En quantifiant ensuite la réduction que connaît la variance de niveau 2 après ajout des variables individuelles, on s'efforce de distinguer la part des variations inter-groupes due à des effets proprement contextuels de celle imputable aux caractéristiques des personnes [3, 7].

Ainsi que le montre une étude des comportements agressifs chez les jeunes réalisée en milieu scolaire [8], il peut également être intéressant de calculer le *coefficient de corrélation intraclasse* : celui-ci mesure ici la part des variations résiduelles dans les conduites agressives imputable au niveau 2 (classes d'élèves), et est calculé avant et après introduction des caractéristiques individuelles : respectivement 10,1% et 5,3% dans le cas spécifique des comportements turbulents en classe (mesurés au moyen d'une échelle continue). En proportion, l'introduction des facteurs individuels a donc entraîné une chute plus importante de la variance inter-groupe que de la variance intra-groupe. Malgré cette réduction, les variations au niveau classe demeuraient significativement différentes de zéro.

Le calcul du coefficient de corrélation intraclasse est plus compliqué lorsque la partie aléatoire du modèle connaît une spécification plus complexe ou que l'on ne se trouve pas dans le cas linéaire simple [3, 35]. Plusieurs définitions du coefficient de corrélation intraclasse ont par exemple été proposées dans le cas du modèle logistique [42].

Le plus souvent, les modèles élaborés ne comportent que deux niveaux, mais parfois trois [2, 6, 12, 19, 23, 47] ou quatre [7, 43]. Par exemple, étudiant le poids des enfants en Iran, Hosseini et coll. rapportent que 60% des variations résiduelles se trouvaient au niveau individuel, 20% au niveau ménage, 12% étaient liées au voisinage et 8% à la province de résidence [48]. Dans la plupart des études, le calcul des résidus associés à chaque groupe (shrunken estimates) ne permet pas de classer les groupes par rapport au phénomène étudié, car les intervalles de confiance sont trop larges. Il n'est souvent possible que de comparer les groupes aux résidus extrêmes.

Un niveau de complexité supérieur dans la spécification de la partie aléatoire du modèle est atteint en permettant à l'effet des caractéristiques de niveau 1 de varier d'un groupe à l'autre :

$$y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 x_{ij} + u_{0j} + u_{1j} x_{ij} + e_{ij} \qquad \text{où } e_{ij} \sim N(0, \sigma^2_e),\ u_{0j} \sim N(0, \sigma^2_{u0}) \text{ et } u_{1j} \sim N(0, \sigma^2_{u1}) \qquad (2)$$

Le coefficient associé à la variable X se décompose ici, comme l'ordonnée à l'origine ou « intercept », en une partie fixe et une partie aléatoire. Les parties fixes de l'ordonnée à l'origine (β_0) et de la pente (β_1) sont intéressantes en tant qu'effets individuels, alors que les parties aléatoires (u_{0j} et u_{1j}) peuvent être interprétées en termes d'effets contextuels, puisqu'elles représentent des différences entre groupes [9]. Ainsi, trouvant que les individus les moins favorisés rapportaient plus fréquemment une maladie chronique au recensement Britannique de 1991, Shouls et coll. ont montré à l'aide d'un modèle multiniveau que la valeur du paramètre associé à cet effet présentait des variations significativement différentes de zéro d'un district à l'autre [18]. Alors que des variations significatives au niveau de la seule ordonnée à l'origine (σ^2_{u0}) permettraient de présumer d'un effet contextuel global, agissant de façon uniforme sur l'ensemble des membres de chaque district, les aléas de l'effet du statut socio-économique individuel (σ^2_{u1}) suggèrent l'existence d'effets contextuels plus

complexes [45], ciblés ou spécifiques, agissant de façons différentes sur les individus selon leur niveau socio-économique.

Dans le modèle ci-dessus, en plus de σ^2_{u0} et σ^2_{u1}, le modèle doit estimer un troisième paramètre aléatoire de niveau 2, la covariance entre les u_{0j} et les u_{1j}. En effet, on ne peut pas supposer *a priori* que ceux-ci ne soient pas corrélés. Cette covariance permet de déterminer si les effets contextuels global (u_{0j}) et plus ciblé (u_{1j}) agissent en se renforçant l'un l'autre, jouant dans le même sens dans les mêmes groupes (covariance positive) ou de façon antagoniste (covariance négative) [47]. Dans l'étude précédemment citée, Shouls et coll. rapportent une covariance négative significativement différente de zéro, indiquant que l'effet du statut socio-économique individuel sur la propension à déclarer une maladie chronique était moins important dans les districts présentant les plus hauts taux de maladie chronique (qui étaient par ailleurs les moins favorisés).

Le travail d'explication contextuelle ne commence que lorsque l'on cherche à expliquer les variations inter-groupes observées (σ^2_{u0} , σ^2_{u1}) au moyen de variables de niveau 2.

$$y_{ij} = \beta_{00} + \beta_{10} x_{ij} + \beta_{01} z_j + \beta_{11} z_j x_{ij} + u_{0j} + u_{1j}x_{ij} + e_{ij} \qquad (3)$$

où $e_{ij} \sim N(0, \sigma^2_e)$, $u_{0j} \sim N(0, \sigma^2_{u0})$ et $u_{1j} \sim N(0, \sigma^2_{u1})$

où z_j représente la valeur de la variable contextuelle Z dans le groupe j.

Etudiant la survie des patients après hospitalisation pour arrêt cardiaque en Suède, Merlo et coll. rapportent que les disparités identifiées d'un hôpital à l'autre après ajustement ont pu être expliquées, quoique partiellement, par des facteurs de niveau hôpital : plus grande était la taille de l'hôpital, meilleur était le pronostic de survie [35]. Quoique diminuée, la variance de niveau hôpital est demeurée significative après introduction de ce facteur, le modèle multiniveau indiquant ainsi la nécessité de poursuivre l'investigation contextuelle.

Dans l'équation (3), l'effet de la variable individuelle X se compose d'une partie fixe complexe (effet principal et *interaction inter-niveaux* (« cross-level interaction ») : $\beta_{10} x_{ij}$ +

$\beta_{11}\, z_j\, x_{ij}$) et d'une partie aléatoire résiduelle ($u_{1j}\, x_{ij}$) [3]. Alors que l'introduction de variables contextuelles (z_j) permet de réduire (et donc d'expliquer) les variations inter-groupes globales (σ^2_{u0}), l'utilisation d'interactions inter-niveaux ($z_j\, x_{ij}$) croisant le facteur individuel X et diverses variables de niveau supérieur peut servir à expliquer les variations du coefficient associé à X (σ^2_{u1}) [2, 10]. L'utilisation d'interactions inter-niveaux est utile lorsque le modèle inclut plusieurs effets aléatoires (ordonnée à l'origine et pentes), afin de distinguer quels facteurs contextuels contribuent à expliquer les variations de chacun d'entre eux.

Etudiant la pratique du partage de seringues par des utilisateurs de drogues regroupés dans des centres adaptés, Wang et coll. ont montré que plus la fréquence des injections était élevée chez un individu, plus celui-ci avait tendance à partager des seringues avec d'autres utilisateurs [49]. Toutefois, cette association présentait des variations significatives d'un centre à l'autre, que des interactions inter-niveaux ont permis d'expliquer : l'augmentation de la fréquence globale du partage de seringues dans un centre tendait à rendre encore plus forte cette association, alors que l'augmentation de la fréquence moyenne des injections dans le centre l'atténuait. Ces deux interactions inter-niveaux ont permis d'expliquer 96% des variations d'un centre à l'autre de l'effet individuel lié à la fréquence des injections.

Parce qu'ils n'identifient pas en propre les variations inter-groupes résiduelles, les modèles de régression simples, contrairement aux modèles multiniveau, ne permettent pas de déterminer la part des variations inter-groupes expliquée, ni si celles-ci demeurent significatives après introduction des facteurs contextuels [6]. Ainsi, étudiant les effets de la distance individuelle et de la distance moyenne des résidents d'un quartier au débit d'alcool le plus proche sur les normes d'utilisation d'alcool que les individus considéraient légitimes, Scribner et coll. ont estimés que les variables individuelles et contextuelles utilisées expliquaient respectivement 9,3% et 14,7% de la variance globale. Mais c'est spécifiquement à l'aide des techniques multiniveau qu'ils ont montré que les variables individuelles n'expliquaient que 11,5% de la

variance liée au niveau individuel, alors que les facteurs contextuels rendaient compte de 89,3% de la variance liée au niveau quartier [44].

Discussion

Capables de tenir compte de la structure hiérarchique des données, les modèles multiniveau apparaissent particulièrement adaptés à l'analyse des données contextuelles. Toutefois, ils ne sont pas incontournables en analyse contextuelle, soit que la structure des données ne requière pas leur utilisation, soit que d'autres méthodes permettant de tenir compte de la hiérarchie soient utilisées.

Quand utiliser un modèle multiniveau plutôt qu'un modèle à effets fixes ?

Du fait de la dépendance des résidus au sein des groupes, les modèles multiniveau s'avèrent plus adaptés à l'analyse des données contextuelles que les modèles conventionnels, souvent incapables de tenir compte de façon efficace de la structure hiérarchique des données. Toutefois, si la variance des composants aléatoires de niveau 2 n'apparaît pas significativement différente de zéro, un modèle classique à effets fixes sera aussi adéquat, et moins complexe. Et même s'il existe une variabilité inter-groupe significative, diverses alternatives reposant sur l'emploi de ces modèles à effets fixes peuvent être envisagées. Une première solution consiste à estimer un modèle de régression pour chaque groupe, mais n'est pas très attractive si il existe un nombre important de groupes aux effectifs faibles [34]. Une seconde possibilité est d'introduire dans un modèle unique n–1 variables binaires indicatrices de l'appartenance à l'un des n groupes. Cette seconde approche n'est guère plus adaptée si le nombre de groupes est élevé, et si leurs effectifs sont faibles. Auquel cas, il est intéressant d'utiliser un modèle multiniveau, qui n'introduit pas l'appartenance de chaque individu à son groupe en tant que *variable* (à l'aide d'effets fixes) mais en tant que *niveau* (à l'aide d'un effet aléatoire) [31]. Un tel modèle aboutit à des estimations « rétrécies » de l'effet de chaque groupe moins sujettes à caution (u_{0j}), et a de surcroît l'avantage d'être plus

parcimonieux [32]. Les modèles multiniveau sont particulièrement adaptés lorsque les groupes constituent un échantillon d'une population plus large de groupes sur laquelle on souhaite réaliser des inférences, et non des entités uniques étudiées spécifiquement [3]. Toutefois, certains obstacles à l'utilisation des modèles multiniveau ne doivent pas être négligés lorsque l'on s'interroge sur la nécessité d'y recourir.

Premièrement, on doit se demander si le surcroît de complexité qu'entraîne l'utilisation de ces modèles est justifié par les résultats obtenus. En effet, tester l'adéquation d'un modèle multiniveau, vérifier ses hypothèses sous-jacentes, estimer la part de la variance expliquée constituent des opérations moins aisées que dans le cas des modèles conventionnels à effets fixes.

Deuxièmement, quoique des modules adaptés aient été introduits dans les logiciels standards, on fait souvent appel à des logiciels spécifiques pour estimer les paramètres des modèles multiniveau (*tableau I*) [42, 46]. Les deux principaux logiciels spécialisés sont MLwiN et HLM. De tous les logiciels spécialisés, MLwiN, largement basé sur les travaux de Goldstein [50], est le seul qui permette la manipulation des données. Il peut également être utilisé pour la réalisation de graphiques et le calcul de statistiques de base. Les possibilités du second logiciel, HLM, sont plus restreintes. Cela le rend toutefois plus accessible, le nombre de choix à effectuer étant plus limité. Un accent particulier est mis sur les interactions inter-niveaux, qui n'occupent pas une place aussi centrale dans le logiciel MLwiN. Parmi les logiciels d'importance secondaire, on peut citer VARCL, très utilisé au début des années 1990. Mais n'ayant pas été développé depuis cette période, il n'a pas bénéficié des améliorations intervenues dans les procédures d'estimation. On doit également citer MIXFOO, nom générique d'une série de programmes gratuits (MIXOR, MIXREG, etc.), ainsi que le logiciel MLA, également gratuit et fonctionnant sous DOS.

Parmi les logiciels standards, le logiciel SAS, grâce à la PROC MIXED et aux macros GLIMMIX et NLINMIX, permet de réaliser divers modèles multiniveau linéaires généralisés ainsi que non-linéaires. Cependant, l'accent est mis sur les modèles mixtes plutôt que proprement multiniveau, et la notion de niveau doit être réintroduite par un arrangement approprié des données [46]. Snijders et Bosker estiment que cette orientation rend le logiciel moins efficient que d'autres plus spécialisés pour le cas où des effets aléatoires sont incorporés à différents niveaux d'une hiérarchie [42]. D'autres logiciels généralistes (BMDP, SPSS) incluent des possibilités de modélisation multiniveau plus ou moins étendues.

Un troisième obstacle à l'utilisation de modèles multiniveau est que ceux-ci requièrent des données organisées de façon hiérarchique. Or par exemple, pour des raisons de confidentialité, les grandes enquêtes nationales françaises fournissent rarement le code de la commune de résidence des individus, pourtant nécessaire à la reconstitution de la hiérarchie regroupant les individus au sein de leur commune.

Tous ces obstacles doivent être pris en compte lorsque l'on s'interroge sur la nécessité de recourir à un modèle multiniveau. Ceux-ci ne devraient être employés que lorsque les données ou les questions posées le requièrent.

Méthodes alternatives d'analyse des données hiérarchiques

Même en cas de corrélation résiduelle des observations au sein des groupes, le recours aux modèles multiniveau n'est pas indispensable, surtout si l'intérêt du chercheur concerne les seuls effets fixes. Divers logiciels spécialisés dans l'analyse des données d'enquêtes présentant une structure d'échantillonnage complexe (SUDAAN, WesVar) permettent de corriger les écart-types des paramètres des effets de contexte, sous-estimés lorsque que la corrélation intraclasse n'est pas prise en compte [51].

Une autre option est de recourir aux modèles marginaux, distincts des modèles à effets fixes conventionnels car reposant sur les méthodes d'estimation de l'équation d'estimation

généralisée (generalized estimating equation). Les modèles marginaux, comme les modèles multiniveau, tiennent compte de la structure hiérarchique des données. Mais au contraire des modèles multiniveau qui incluent des effets aléatoires dans la série des prédicteurs linéaires, les modèles marginaux modélisent de façon indépendante les covariables susceptibles d'affecter la variable dépendante, et la corrélation entre les résidus [30, 52]. Ainsi, alors que les modèles mixtes analysent la variable dépendante conditionnellement aux effets aléatoires, les modèles marginaux modélisent l'espérance de la variable dépendante au travers de la population. Pour cette raison, les paramètres des modèles marginaux constituent des valeurs moyennes pour l'ensemble de la population, alors que les paramètres fixes des modèles multiniveau valent pour un groupe typique (la moyenne des résidus étant égale à zéro). Dans le cas linéaire simple, les coefficients des deux types de modèles sont équivalents, mais cela n'est plus vrai pour d'autres modèles linéaires généralisés [3, 30, 52, 53].

En réalité, quoiqu'elles tiennent adéquatement compte de la corrélation des résidus à l'intérieur des groupes lors de l'estimation des paramètres et de leurs écart-types, ces approches alternatives aux modèles multiniveau n'ont pas pour objectif propre d'expliquer les variations inter-groupes au moyen de variables de niveaux supérieurs [30, 53].

En résumé, les modèles multiniveau n'apparaissent pas indispensables si le coefficient de corrélation intraclasse est faible, si les groupes sont peu nombreux et ont des effectifs importants, ou si le chercheur s'intéresse surtout aux effets fixes [34].

Conclusion

A l'aide des effets aléatoires qu'ils incluent aux différents niveaux, les modèles multiniveau tiennent compte de la structure hiérarchique des données lors de la procédure d'estimation des paramètres et de leurs écart-types. Mais au-delà, les modèles multiniveau permettent de traiter la variance de niveau 2 comme une source d'information potentielle, au contraire des

approches plus classiques qui la considèrent comme une nuisance [4, 32]. De cette façon, ils apportent des réponses à certaines questions pertinentes en analyse contextuelle [4].

Grâce à leurs composants aléatoires, les modèles multiniveau sont en mesure de répartir les variations résiduelles du phénomène entre les différents niveaux, et leur intérêt spécifique est de permettre d'examiner comment évolue cette répartition lors des ajouts successifs de variables individuelles et contextuelles. Un premier apport des modèles multiniveau en analyse contextuelle est de faire la part entre les effets de composition et les effets proprement contextuels dans la variabilité inter-groupe observée, en comparant la variabilité inter-groupe avant et après inclusion des facteurs individuels.

L'introduction de divers coefficients aléatoires au niveau 2 permet de déterminer si les effets contextuels agissent uniformément sur les individus du groupe, ou sur certains d'entre eux plus spécifiquement. Les auteurs s'attachent ensuite en général à quantifier la réduction que connaît la variance des résidus de niveau 2 lorsque l'on introduit des facteurs contextuels ou interactions inter-niveaux. On examine ainsi si les variables contextuelles utilisées sont capables d'expliquer les variations inter-groupes observées, ou si il faut recourir à d'autres facteurs explicatifs.

En conclusion, les modèles multiniveau constituent des outils utiles dans l'analyse des effets du contexte, même si leur utilisation est assez complexe et n'est pas toujours requise. Pour peu que les variables individuelles et contextuelles pertinentes soient disponibles ou spécifiquement recueillies, ces méthodes méritent d'avoir toute leur place dans l'actuel courant de recherche en épidémiologie sociale qui, en France, cherche à comprendre — au-delà de la simple description des inégalités socio-économiques de santé aujourd'hui établie [54] — l'effet des déterminants sociaux sur l'état de santé et le recours au soins [55, 56].

Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier le docteur Pierre-Yves Boëlle pour ses commentaires.

Références

1. Diez-Roux AV. Bringing context back into epidemiology: variables and fallacies in multilevel analysis. Am J Public Health 1998; 88: 216-22.
2. Duncan C, Jones K, Moon G. Health-related behaviour in context: a multilevel modelling approach. Soc Sci Med 1996; 42: 817-30.
3. Diez-Roux AV. Multilevel analysis in public health research. Annu Rev Public Health 2000; 21: 171-92.
4. Duncan TE, Duncan SC, Hops H. Latent variable modeling of longitudinal and multilevel alcohol use data. J Stud Alcohol 1998; 59: 399-408.
5. Diez-Roux AV. Investigating neighborhood and area effects on health. Am J Public Health 2001; 91: 1783-9.
6. Rice N, Carr-Hill R, Dixon P, Sutton M. The influence of households on drinking behaviour: a multilevel analysis. Soc Sci Med 1998; 46: 971-9.
7. Pampalon R, Duncan C, Subramanian SV, Jones K. Geographies of health perception in Quebec: a multilevel perspective. Soc Sci Med 1999; 48: 1483-90.
8. Mooij T. Pupil-class determinants of aggressive and victim behaviour in pupils. Br J Educ Psychol 1998; 68: 373-85.
9. Palmer RF, Graham JW, White EL, Hansen WB. Applying multilevel analytic strategies in adolescent substance use prevention research. Prev Med 1998; 27: 328-36.
10. Johnson RA, Hoffmann JP. Adolescent cigarette smoking in U.S. racial/ethnic subgroups: findings from the National Education Longitudinal Study. J Health Soc Behav 2000; 41: 392-407.

11. Campbell SM, Hann M, Hacker J, Burns C, Oliver D, Thapar A*, et al.* Identifying predictors of high quality care in English general practice: observational study. Bmj 2001; 323: 784.

12. Kee F, Wilson RH, Harper C, Patterson CC, McCallion K, Houston RF*, et al.* Influence of hospital and clinician workload on survival from colorectal cancer: cohort study. Bmj 1999; 318: 1381-5.

13. Magadi M, Diamond I, Madise N. Analysis of factors associated with maternal mortality in Kenyan hospitals. J Biosoc Sci 2001; 33: 375-89.

14. Kivimaki M, Vahtera J, Pentti J, Ferrie JE. Factors underlying the effect of organisational downsizing on health of employees: longitudinal cohort study. Bmj 2000; 320: 971-5.

15. Ross A, Raab GM, Mok J, Gilkison S, Hamilton B, Johnstone FD. Maternal HIV infection, drug use, and growth of uninfected children in their first 3 years. Arch Dis Child 1995; 73: 490-5.

16. O'Campo P, Xue X, Wang MC, Caughy M. Neighborhood risk factors for low birthweight in Baltimore: a multilevel analysis. Am J Public Health 1997; 87: 1113-8.

17. Malmstrom M, Johansson SE, Sundquist J. A hierarchical analysis of long-term illness and mortality in socially deprived areas. Soc Sci Med 2001; 53: 265-75.

18. Shouls S, Congdon P, Curtis S. Modelling inequality in reported long term illness in the UK: combining individual and area characteristics. J Epidemiol Community Health 1996; 50: 366-76.

19. Reijneveld SA, Verheij RA, de Bakker DH. The impact of area deprivation on differences in health: does the choice of the geographical classification matter? J Epidemiol Community Health 2000; 54: 306-13.

20. Blakely TA, Lochner K, Kawachi I. Metropolitan area income inequality and self-rated health - a multi-level study. Soc Sci Med 2002; 54: 65-77.

21. Humphreys K, Carr-Hill R. Area variations in health outcomes: artefact or ecology. Int J Epidemiol 1991; 20: 251-8.

22. Yen IH, Kaplan GA. Neighborhood social environment and risk of death: multilevel evidence from the Alameda County Study. Am J Epidemiol 1999; 149: 898-907.

23. Sampson RJ, Raudenbush SW, Earls F. Neighborhoods and violent crime: a multilevel study of collective efficacy. Science 1997; 277: 918-24.

24. O'Campo P, Rao RP, Gielen AC, Royalty W, Wilson M. Injury-producing events among children in low-income communities: the role of community characteristics. J Urban Health 2000; 77: 34-49.

25. Subramania SV, Kawachi I, Kennedy BP. Does the state you live in make a difference? Multilevel analysis of self-rated health in the US. Soc Sci Med 2001; 53: 9-19.

26. Fiscella K, Franks P. Poverty or income inequality as predictor of mortality: longitudinal cohort study. Bmj 1997; 314: 1724-7.

27. Diez-Roux AV, Link BG, Northridge ME. A multilevel analysis of income inequality and cardiovascular disease risk factors. Soc Sci Med 2000; 50: 673-87.

28. Diez-Roux AV, Nieto FJ, Muntaner C, Tyroler HA, Comstock GW, Shahar E*, et al.* Neighborhood environments and coronary heart disease: a multilevel analysis. Am J Epidemiol 1997; 146: 48-63.

29. Searle SR, Casella G, McCulloch CE. Variance components. New York: Wiley, 1992.

30. Burton P, Gurrin L, Sly P. Extending the simple linear regression model to account for correlated responses: an introduction to generalized estimating equations and multi-level mixed modelling. Stat Med 1998; 17: 1261-91.

31. Langford IH, Bentham G, McDonald AL. Multi-level modelling of geographically aggregated health data: a case study on malignant melanoma mortality and UV exposure in the European Community. Stat Med 1998; 17: 41-57.

32. Rice N, Jones A. Multilevel models and health economics. Health Econ 1997; 6: 561-75.

33. Hart C, Ecob R, Smith GD. People, places and coronary heart disease risk factors: a multilevel analysis of the Scottish Heart Health Study archive. Soc Sci Med 1997; 45: 893-902.

34. de Leeuw J, Kreft IGG. Questioning multilevel models. J Educ Behav Stat 1995; 20: 171-189.

35. Merlo J, Ostergren PO, Broms K, Bjorck-Linne A, Liedholm H. Survival after initial hospitalisation for heart failure: a multilevel analysis of patients in Swedish acute care hospitals. J Epidemiol Community Health 2001; 55: 323-9.

36. Rabilloud M, Ecochard R, Matillon Y. Utilisation d'un modèle de régression logistique à deux niveaux dans l'analyse des variations de pratique médicale : à propos de la césarienne prophylactique. Rev Epidemiol Sante Publique 1997; 45: 237-247.

37. Witte JS, Greenland S, Kim LL, Arab L. Multilevel modeling in epidemiology with GLIMMIX. Epidemiology 2000; 11: 684-8.

38. Ukoumunne OC, Gulliford MC, Chinn S, Sterne JA, Burney PG, Donner A. Methods in health service research. Evaluation of health interventions at area and organisation level. Bmj 1999; 319: 376-9.

39. Kleinschmidt I, Hills M, Elliott P. Smoking behaviour can be predicted by neighbourhood deprivation measures. J Epidemiol Community Health 1995; 49 Suppl 2: S72-7.

40. Pikhart H, Prikazsky V, Bobak M, Kriz B, Celko M, Danova J*, et al.* Association between ambient air concentrations of nitrogen dioxide and respiratory symptoms in children in Prague, Czech Republic. Preliminary results from the Czech part of the SAVIAH Study. Small Area Variation in Air Pollution and Health. Cent Eur J Public Health 1997; 5: 82-5.

41. Carr-Hill RA, Rice N, Roland M. Socioeconomic determinants of rates of consultation in general practice based on fourth national morbidity survey of general practices. Bmj 1996; 312: 1008-12.

42. Snijders T, Bosker R. Multilevel Analysis. An introduction to basic and advanced multilevel modelling. London: Sage publications, 1999.

43. Barnett S, Roderick P, Martin D, Diamond I. A multilevel analysis of the effects of rurality and social deprivation on premature limiting long term illness. J Epidemiol Community Health 2001; 55: 44-51.

44. Scribner RA, Cohen DA, Fisher W. Evidence of a structural effect for alcohol outlet density: a multilevel analysis. Alcohol Clin Exp Res 2000; 24: 188-95.

45. Gould MI, Jones K. Analyzing perceived limiting long-term illness using U.K. Census Microdata. Soc Sci Med 1996; 42: 857-69.

46. Leyland AH, Goldstein H. Multilevel modelling of health statistics. Chichester: Wiley, 2001.

47. Haynes R, Bentham G, Lovett A, Eimermann J. Effect of labour market conditions on reporting of limiting long-term illness and permanent sickness in England and Wales. J Epidemiol Community Health 1997; 51: 283-8.

48. Hosseini M, Carpenter RG, Mohammad K. Growth of children in Iran. Ann Hum Biol 1998; 25: 249-61.

49. Wang J, Siegal HA, Falck RS, Carlson RG. Needle transfer among injection drug users: a multilevel analysis. Am J Drug Alcohol Abuse 1998; 24: 225-37.

50. Goldstein H. Multilevel Statistical Models. 2nd ed. London: Edward Arnold, 1995.

51. Brogan DJ. Software for sample survey data, misuse of standard packages. In: Armitage P, Theodore C, eds. Encyclopedia of Biostatistics. New York: Wiley, 1998: 4167-74.

52. Fahrmeir L, Tutz G. Multivariate Statistical Modelling Based on Generalized Linear Models. New York: Springer-Verlag, 1994.

53. Zeger SL, Liang KY, Albert PS. Models for longitudinal data: a generalized estimating equation approach. Biometrics 1988; 44: 1049-60.

54. Leclerc A, Fassin D, Grandjean H, Kaminski M, Lang T. Les inégalités sociales de santé. Paris: La Découverte, 2000.

55. Chauvin P. Santé et inégalités sociales : de nouvelles approches épidémiologiques. In: Parizot I, Chauvin P, Paugam S, Firdion JM, eds. Les mégapoles face au défi des nouvelles inégalités : mondialisation, santé, exclusion et rupture sociale. Paris: Flammarion Médecine-Sciences, 2001: 80-91.

56. Haut Comité de la Santé Publique. La santé en France en 2001. Paris: La Documentation Française, 2002.

TABLEAU I. — *Principaux logiciels spécialisés d'analyse multiniveau et sites internet correspondants.*

MLwiN	http://multilevel.ioe.ac.uk/index.html
HLM	http://www.ssicentral.com/hlm/hlm.htm
VARCL	http://www.assess.com/Software/VARCL.htm [a]
MIXFOO	http://uic.edu/~hedeker/mix.html
MLA	http://www.fsw.leidenuniv.nl/www/w3_ment/medewerkers/BUSING/MLA.HTM

a – Ce site internet n'est pas dédié au logiciel VARCL mais permet simplement de le commander.