

Les différents modèles d'analyse factorielle dynamique en sciences humaines et économie

J. Schiltz

Résumé:

L'inclusion de la dimension temporelle et développementale dans la mesure des conduites est une exigence fondamentale de ceux qui font de la recherche en situation naturelle. Observer les changements dans le comportement d'un individu qu'on suit jour après jour, peut donner une compréhension plus approfondie des conduites que de prendre des mesures auprès d'un groupe d'individus à un moment précis et d'analyser ensuite les différences interindividuelles.

La plupart des techniques qui nous permettent d'analyser les séries temporelles provenant d'un seul ou d'un petit nombre d'individus nécessitent malheureusement de très nombreuses répétitions des mesures effectuées. De ce fait, beaucoup d'études longitudinales pratiquées dans le domaine expérimental ou bien ne fournissent pas assez de mesures répétées pour permettre l'utilisation correcte de méthodes d'analyse de séries temporelles classiques ou bien ne concernent pas assez d'individus pour permettre l'utilisation des analyses multivariées classiques.

L'analyse factorielle dynamique est une méthode qui permet d'agglomérer des séries temporelles relativement courtes, pour un nombre limité de participants, et d'analyser l'information ainsi obtenue d'après une perspective dynamique, destinée à faire ressortir le développement d'un processus. Elle provient en fait de l'intégration de deux outils analytiques importants – les séries temporelles multivariées et le modèle factoriel classique, dont elle se distingue essentiellement par le fait qu'elle permet d'analyser l'influence des facteurs communs sur les variables observées, au moment de la prise de mesure, mais également à long terme.

L'analyse factorielle dynamique est par conséquent une technique qui permet de détecter des structures communes dans des séries temporelles, ainsi que les relations entre les séries observées et les variables explicatives. Nous ferons le point sur les différents modèles utilisés tout aussi bien en économétrie et économie qu'en psychologie et sciences sociales.

Mots clés: analyse des conduites, conditions restrictives, développement, groupes restreints, modèle factoriel dynamique, séries temporelles

Abstract:

Including the temporal and developmental dimension into the measurement of human conduct is a fundamental concern for those who do research in natural surroundings. Observing an individual day after day may possibly give a more complete vision of how behavior works than measuring a group of individuals at a single time and analyzing the differences found among them.

Unfortunately most of the tools allowing analyzing individual time series call for large numbers of repeated observations. Thus, practicable longitudinal research designs often do not involve either enough repeated measurements for traditional time series analyses nor either replicate enough individuals for traditional, large-sample analyses.

Dynamic factor analysis is a rationale and procedure for both pooling relatively short time series information across limited numbers of participants and analyzing the pooled information for its dynamic, process-relevant elements. It is a merging of two important analytical tools – multivariate time series and the common factor model, from which it distinguishes itself mainly by the fact that in dynamic factor analysis, the values of the common factors can influence the values of the observed variables both concurrently and in delayed fashion.

Dynamic factor analysis is actually a method which allows detecting structures in the time series as well as the relations between the series and the explanatory variables. We illustrate the different models used in psychology and social sciences, as well as in econometry and economics.

Key words: analysis of conduct, development, dynamic factor model, restrictive conditions, small groups, time series

1. Introduction

L'inclusion de la dimension temporelle et développementale dans la mesure des conduites est une exigence fondamentale de ceux qui font de la recherche en situation naturelle. Observer les changements dans le comportement d'un individu qu'on suit jour après jour, peut donner une compréhension plus approfondie des conduites que de prendre des mesures auprès d'un groupe d'individus à un moment précis et d'analyser ensuite les différences interindividuelles (1).

L'analyse des séries temporelles est bien adaptée à l'étude d'un changement en cours, mais la plupart des techniques qui nous permettent d'analyser les séries temporelles provenant d'un seul ou d'un petit nombre d'individus nécessitent

fait, beaucoup d'études longitudinales pratiquées en milieu naturel ou bien ne fournissent pas assez de mesures répétées pour permettre l'utilisation correcte de méthodes d'analyse de séries temporelles classiques ou bien ne concernent pas assez d'individus pour permettre l'utilisation des analyses multivariées classiques.

Pour la recherche sur les interventions psychothérapeutiques, psychopédagogiques et psychosociales, l'analyse factorielle dynamique pourrait être la méthode de choix, à condition que certains problèmes techniques soient résolus. L'analyse factorielle dynamique est une méthode qui permet d'agréger des séries temporelles relativement courtes, pour un nombre limité de participants, et d'analyser l'information ainsi obtenue d'après une perspective dynamique, destinée à faire ressortir le développement d'un processus et en dégager la structure latente. Elle provient en fait de l'intégration de deux outils analytiques importants – les séries temporelles multivariées et le modèle factoriel classique, dont elle se distingue essentiellement par le fait qu'elle permet d'analyser l'influence des facteurs communs sur les variables observées, au moment de la prise de mesure, mais également à long terme.

L'analyse factorielle classique a été développée initialement pour étudier les résultats de tests d'intelligence. Elle aidait à décider si l'intelligence est composée de plusieurs facteurs mesurant des concepts comme la mémoire, le raisonnement, la compréhension verbale, etc.

R. Cattell (2) a introduit le modèle de base de l'analyse factorielle classique pour des mesures répétées, appelé aussi P-technique, qui peut s'écrire

$$y(t) = A\eta(t) + \varepsilon(t),$$

où $y(t)$ est un vecteur ($n \times 1$) représentant les n variables observées, $\eta(t)$ un vecteur ($k \times 1$) représentant les k facteurs qui expliquent les variables observées, $\varepsilon(t)$ un vecteur ($n \times 1$) modélisant les erreurs de mesure et A la matrice ($n \times k$) comportant les saturations des n variables dans les k facteurs (voir schéma 1).

Pour Cattell, la valeur d'une analyse factorielle dépend de la possibilité de dégager une structure simple. Rappelons que par rapport à l'interprétation de cette méthode d'analyse, il y a toujours eu deux écoles opposées évoquant l'opposition entre les écoles philosophiques du réalisme et du nominalisme au Moyen-Âge: ceux qui disent que les facteurs correspondent à des dispositions latentes réelles et ceux qui disent qu'il s'agit d'artéfacts de mesures et de regroupement.

D'après les premiers, un bon test de l'existence réelle des facteurs serait la possibilité de retrouver la même structure latente dans des données d'origine diverse. La découverte de la structure simple permettrait même de vérifier des

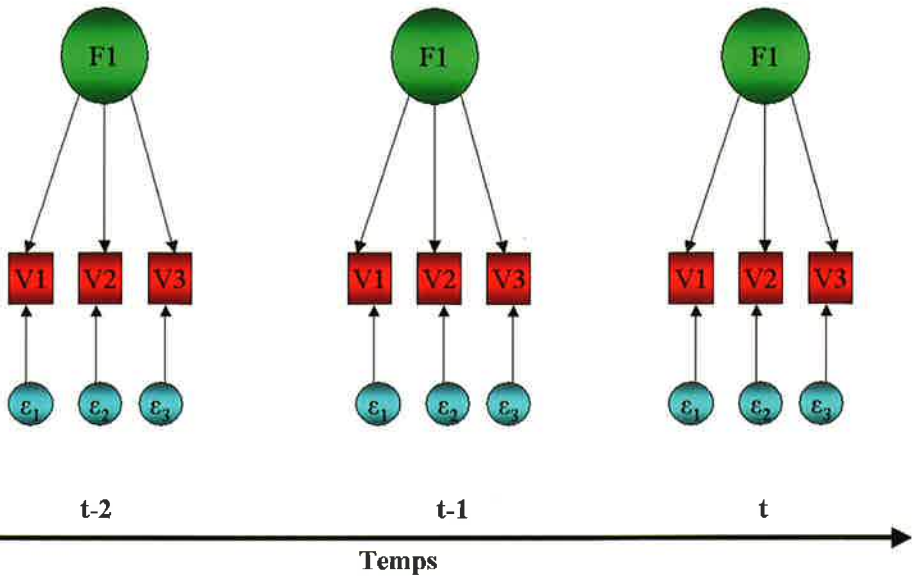


Schéma 1: L'analyse factorielle classique

L'analyse factorielle confirmatoire était un pas de plus en ce sens, puisqu'elle était destinée à vérifier la correspondance entre une matrice observée et une matrice théorique. Son désavantage, c'est qu'elle montre uniquement la correspondance entre ces deux matrices mais qu'elle ne permet pas de décider s'il n'y a pas d'autres modèles qui correspondraient mieux aux données observées.

2. L'analyse factorielle dynamique en psychologie et en sciences biomédicales

Le modèle de l'analyse factorielle dynamique à k facteurs qui influencent n variables observées pendant s intervalles de temps (3, 4, 5), noté DFM(k,s), est

$$y(t) = \Lambda(0) \cdot \eta(t) + \Lambda(1) \cdot \eta(t-1) + \dots + \Lambda(s) \cdot \eta(t-s+1) + \varepsilon(t),$$

où $y(t)$ est un vecteur ($n \times 1$) représentant les n variables observées, $\eta(u)$ des vecteurs ($k \times 1$) représentant les k facteurs qui expliquent les variables observées à l'instant u , $\varepsilon(t)$ un vecteur ($n \times 1$) modélisant les erreurs de mesure et $\Lambda(u)$ des matrices ($n \times k$) comportant les saturations des n variables dans les k facteurs à l'instant u (voir schéma 2). La possibilité d'avoir des valeurs différentes pour les matrices permet de modéliser une régression des variables observées sur les

En fait, les variables observées à l'instant t ne dépendent pas seulement des valeurs des facteurs à l'instant t , mais également des valeurs de ces mêmes facteurs aux $s-1$ instants précédents.

En ce qui concerne les erreurs de mesures, les coordonnées $\varepsilon_j(\cdot)$, $j = 1, \dots, n$ peuvent être autocorrélées, mais on suppose que les corrélations en croix entre les erreurs à des instants différents, par exemple entre $\varepsilon_j(t)$, et $\varepsilon_k(t + u)$, pour $j \neq k$ sont nulles pour tous $u = 0, \dots, s$. Ceci est analogue à l'hypothèse des variances non corrélées des erreurs de mesures qu'on a dans l'analyse factorielle classique.

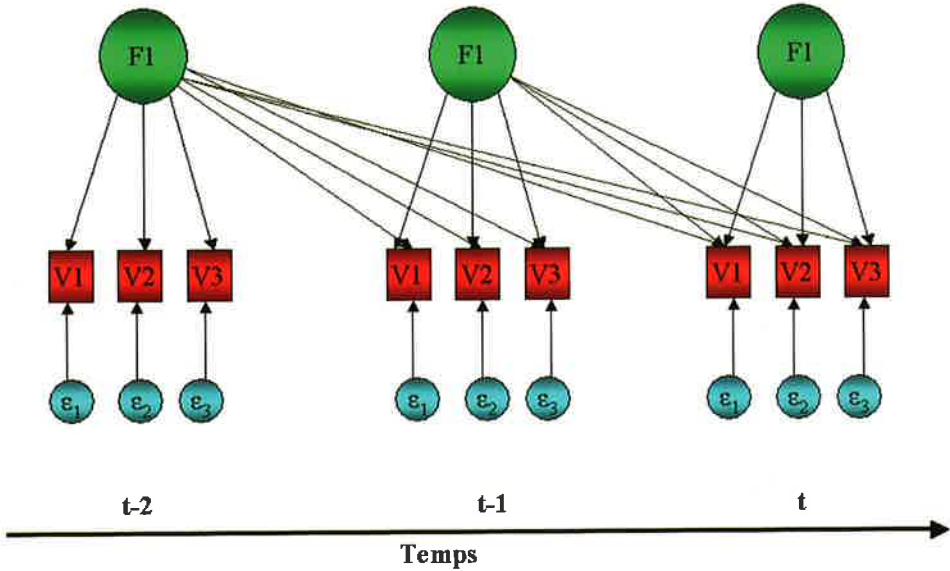


Schéma 2: L'analyse factorielle dynamique (1er modèle)

Le modèle ci-dessus incorpore l'effet à long terme des facteurs sur les variables explicitement sous forme de saturations variant avec le temps. S. Chow, J. Nesselroade, K. Shifren et J.J. McArdle (6) proposent un autre modèle, dans lequel la matrice de saturation reste fixe pour un instant t donné. Dans ce modèle, les facteurs ont par contre une influence à long terme sur eux-mêmes (et donc indirectement aussi sur les variables observées). Ce modèle, qui comporte des différences théoriques intéressantes par rapport au premier modèle, en ce qui concerne la modélisation des fluctuations émotionnelles, peut être décrit par

$$y(t) = \Lambda f(t) + \varepsilon_1(t),$$

avec

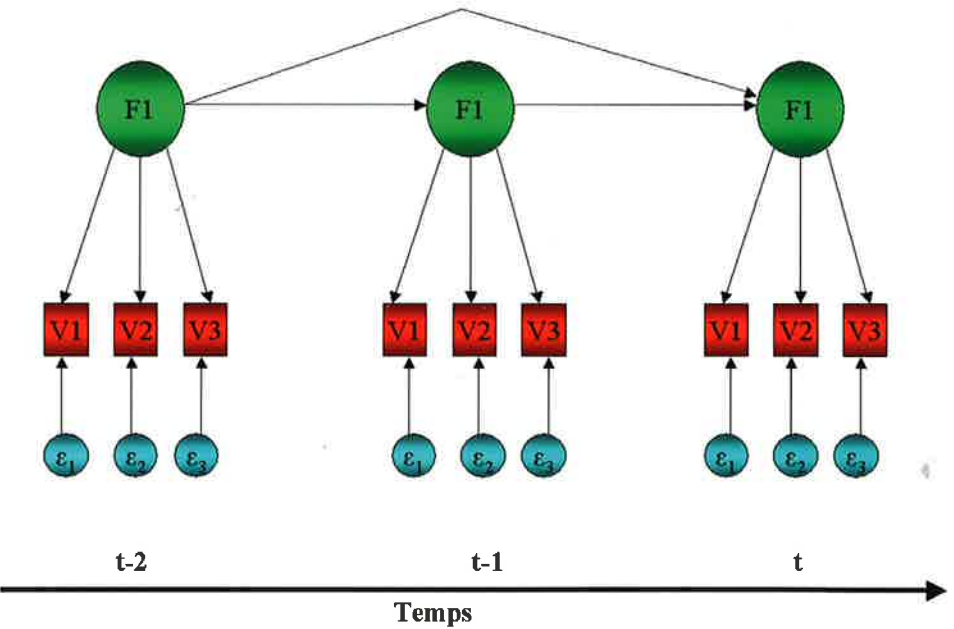
$$f(t) = B_1 f(t-1) + B_2 f(t-2) + \dots + B_s f(t-s) + \varepsilon_2(t),$$

où $y(t)$ est un vecteur ($n \times 1$) représentant les n variables observées, Λ une matrice

des vecteurs $(n \times 1)$ modélisant les erreurs de mesure et $f(u)$ des vecteurs $(k \times 1)$ représentant les k facteurs qui expliquent les variables observées à l'instant u (voir schéma 3). Les B_i sont des matrices $(n \times k)$ qui permettent de modéliser les corrélations autorégressives respectivement régressives en croix. Ainsi, la composante B_{lij} (qui se trouve à l'intersection de la i -ème ligne et de la j -ème colonne de la matrice B_i) représente l'influence du j -ème facteur, l instants plus tôt à la valeur actuelle du i -ème facteur.

Au lieu de permettre aux facteurs de hier d'avoir une influence directe sur les variables observées d'aujourd'hui, ce second modèle prévoit donc une influence des facteurs d'hier sur les facteurs d'aujourd'hui qui à leur tour influencent alors les variables observées d'aujourd'hui.

Avant d'appliquer un modèle d'analyse factorielle dynamique, il faut cependant tester si les mesures dont on dispose peuvent être agrégées. L'analyse factorielle dynamique permet bien d'analyser des séries de 20 à 50 mesures d'une dizaine de personnes, ce qui est expérimentalement plus facile à obtenir que des séries de plusieurs centaines de mesures sur une seule personne, comme on en a besoin dans les analyses de séries temporelles classiques. On a par contre évidemment besoin de quelques hypothèses sur les données pour pouvoir les agréger. Il faut en fait que les matrices de covariance des facteurs des différentes personnes soient «suffisamment proches».



P. Molenaar et J. Nesselroade ont développé un test statistique qui permet de mesurer si cette hypothèse est vérifiée (7).

Supposons qu'on dispose des données de N personnes qu'on essaye d'agréger. Notons $y_i(t)$ les variables observées de la i -ème personne. Soit $C_i(u)$ la matrice de covariance de dimension $n \times n$ qui contient les covariances entre les variables observées de la i -ème personne à l'instant t et celles à l'instant $t + u$. Ainsi, $C_i(0)$ est la matrice de covariance habituelle pour la i -ème personne qu'on factorise dans l'analyse factorielle classique.

Ces différentes matrices sont alors mises ensemble de façon à former une grande matrice de covariance de Toeplitz $S_i(w) = C_i(j-k)$, où $C_i(-u) = C_i^t(u)$ (voir schéma 4).

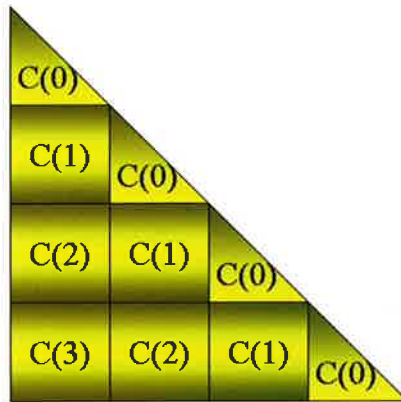


Schéma 4: Matrice de Toeplitz pour $s = 3$

On calcule ensuite la valeur intermédiaire

$$M = \sum_i M_i,$$

où

$$M_i = (T_i - 1) \cdot (\ln\{\det[S(w)]\} - \ln\{\det[S_i(w)]\}).$$

Ici, T_i désigne le nombre de variables observées de la i -ème personne et

$$S(w) = \frac{\sum_I (T_i - 1) S_i(w)}{\sum_I (T_i - 1)}.$$

Finalement, on calcule la valeur

$$c = 1 - \left[\frac{2m^2 + 3m - 1}{6(m + 1)(N - 1)} \right] \cdot \left[\frac{1}{a} - \frac{1}{b} \right],$$

où $m = p(w+1)$ désigne l'ordre des matrices $S(w)$ et $S_i(w)$, $a = \sum_i [1/T_i - 1]$ et $b =$

Sous l'hypothèse nulle que les structures de covariance des N personnes étudiées sont identiques, la variable aléatoire $c \cdot M$ suit alors une loi du khi-deux à $[1/2k(k+1) + sk^2](N-1)$ degrés de liberté, ce qui permet de tester si notre hypothèse nulle est vérifiée ou non.

Dans le cas, où on n'a pas le droit d'agrèger les données des N personnes dont on dispose des mesures, on peut essayer de trouver un sous-groupe homogène, en éliminant la personne qui a fourni la plus grande contribution à la valeur du khi-deux utilisée dans le test. Si cela ne suffit pas, on réessaye en éliminant la personne suivante.

Cette méthode n'est cependant pas optimale, puisque les valeurs du khi-deux des différentes personnes dépendent des mesures de toutes les autres personnes présentes. C'est pourquoi, en éliminant une personne, on change en fait ces valeurs du khi-deux de toutes les autres. Une meilleure approche, qui reste facilement implémentable sur les ordinateurs actuels est de calculer les valeurs du khi-deux pour tous les sous-ensembles possibles de $N-1$ personnes (il y en a N) et ensuite, si on ne trouve pas de groupe homogène à $N-1$ personnes, passer à tous les sous-ensembles possibles de $N-2$ personnes, etc.

Dès qu'on a trouvé un ensemble de personnes suffisamment homogène, on peut appliquer l'analyse factorielle dynamique proprement dite.

Des alternatives à cette procédure, ainsi qu'une prévision sur l'avenir de l'analyse factorielle dynamique en psychologie et médecine sont décrites dans l'article de P. Molenaar dans ce numéro.

3. L'analyse factorielle dynamique en économie et finances

L'analyse factorielle classique n'est pas non plus adaptée aux séries temporelles macro-économiques typiques, parce que les caractéristiques des données ne vérifient généralement pas les hypothèses de l'analyse factorielle classique (8). Les données macro-économiques présentent par exemple souvent une tendance croissante ou décroissante selon le contexte et sont sériellement dépendantes, ce qui viole l'hypothèse selon laquelle les mesures doivent être indépendantes et de même loi (pour plus de détails, voir 9, chap. 7).

Des modèles d'analyse factorielle dynamique ont été développés indépendamment de la recherche des psychologues pour disposer d'un outil permettant d'expliquer les données économiques (cf. 10, 11, 12, 13). Ces modèles spécifient de quelle manière les variables observées sont liées aux facteurs et fixent un modèle pour ces facteurs. À première vue, ils sont différents de l'analyse factorielle dynamique introduite par P. Molenaar (3), mais on peut montrer que les deux modèles sont

P. Gilbert et L. Pichette de la Banque du Canada (14) ont proposé en 2003, d'utiliser l'analyse factorielle dynamique afin d'aboutir à une nouvelle mesure de la monnaie. Ils estiment que la mesure des agrégats monétaires pose de sérieuses difficultés en raison des innovations que connaît le secteur financier. L'utilisation de l'analyse factorielle dynamique permet d'établir une distinction explicite entre les données recueillies (concernant la monnaie hors banques et les dépôts) et le comportement sous-jacent des agents économiques (détention de monnaie à des fins de transaction ou d'épargne). Depuis, des chercheurs d'autres grands instituts bancaires comme la banque centrale allemande (15), la banque fédérale de St. Louis (16) et même de la commission européenne (17) se sont intéressés aux différentes possibilités d'utilisation de l'analyse factorielle dynamique pour effectuer des prévisions macro-économiques.

Le désavantage de la modélisation de la dynamique des facteurs est que l'estimation des paramètres et la prédiction résultant des valeurs des facteurs dépendent largement du modèle de la dynamique des facteurs choisis. Ceci est souvent gênant, puisque les différences entre des modèles économiques risquent d'être exagérées à cause d'erreurs de mesure.

Pour éviter ce genre de problèmes, P. Gilbert et E. Meijer (8) ont proposé un modèle qu'ils appellent analyse factorielle des séries temporelles et qui permet d'estimer les paramètres et de prédire les valeurs des facteurs sous des hypothèses minimales. Cette méthode est très proche de la P-technique de Cattell (2). Elle peut être décrite par

$$y_t = \alpha + B\xi_t + \varepsilon_t,$$

où le vecteur ($n \times 1$) y_t désigne les n processus observés au temps t , le un vecteur ($k \times 1$) ξ_t indique les k facteurs au temps t , la matrice ($n \times k$) B donne les saturations de ces facteurs et ε_t l'erreur de mesure au temps t . α est un vecteur ($n \times 1$) qui représente l'intercept. Ce modèle ressemble à une analyse factorielle classique, à part que les observations dépendent du temps et que les intercepts sont inclus dans le modèle. Contrairement au modèle d'analyse factorielle dynamique classique, l'ordre séquentiel des données ne joue pas de rôle.

J. Geweke (18) a également défini un modèle d'analyse factorielle pour des séries temporelles multivariées, mais contrairement à Gilbert et Meijer, il suppose la stationnarité de la covariance. Ceci permet l'estimation de paramètres dans le domaine des fréquences, alors que le modèle ci-dessus permet l'estimation des paramètres dans le domaine temporel (8).

Une généralisation du modèle de J. Geweke a été proposée par M. Forni, M. Hallin, M. Lippi et L. Reichlin (19). Ils considèrent une infinité de variables observées dont la i -ème est donnée par

$$y_{it} = b_{i1}(L)u_{1t} + b_{i2}(L)u_{2t} + \dots + b_{ik}(L)u_{kt} + \varepsilon_{it},$$

orthonormé, les erreurs de mesures suivent des lois centrées et stationnaires vérifiant $\varepsilon_{i,11} \perp u_{j,12}$ et les saturations $b_{ij}(L)$ sont des variables aléatoires de carré intégrable. On les appelle filtres à gauche, associés au «log-operator» L .

Ce modèle est utilisé pour l'analyse d'un nombre important de données et il permet théoriquement de traiter une infinité de variables observées.

Tout récemment, L. Alessi, M. Barigozzi et M. Capasso (20) ont proposé un nouveau modèle pour la prévision de la volatilité de titres cotés en bourse, qui combine l'analyse factorielle dynamique avec le modèle GARCH très utilisé en finance. L'application conjointe de l'analyse factorielle dynamique et du modèle GARCH à un grand nombre d'observations permet dans ce contexte d'analyser l'information multivariée de façon plus efficace que le modèle GARCH utilisé seul peut le faire.

4. Conclusion

L'analyse factorielle dynamique est par conséquent une technique qui permet de détecter des structures communes dans des séries temporelles, ainsi que les relations entre les séries observées et les variables explicatives.

Il s'agit d'une méthode utilisée tout aussi bien en économétrie et économie qu'en psychologie et sciences sociales et elle présente actuellement un sujet de recherche très important vu les nombreuses variantes et applications découvertes ces dernières années (voir aussi 21, 22, 23, 24, 25, 26).

La différence essentielle entre l'utilisation en médecine et en économie est qu'en économie, on observe généralement un très grand nombre de données, alors qu'en médecine le chercheur a plutôt l'habitude de souffrir d'une pénurie d'information exploitable. L'analyse factorielle dynamique semble cependant être un outil qui permet d'obtenir de bons résultats dans les deux cas de figure.

Références bibliographiques

- (1) J.T. Lamiell. Once more into the breach: Why individual differences research cannot advance personality theory. Annual Meeting of the American Psychological Association. Atlanta, Ga. 1988.
- (2) R.B. Cattell. The structure of change by P-technique and incremental R-technique. In: HARRIS C.W. (ed). *Problems in measuring change*. Madison: University of Wisconsin Press. 1963. p.167-198.
- (3) P.C.M. Molenaar. A Dynamic Factor Model for the Analysis of Multivariate

- (4) P.C.M. Molenaar. Dynamic latent variable models in developmental psychology. In: A. Van Eye et C.C. Clogg (éds). *Latent variables analysis: Applications for developmental research*. Thousand Oaks, CA: Sage. 1994. p.155-180.
- (5) P.K. Wood et D. Brown. The Study of Intraindividual Differences by Means of Dynamic Factor Models: Rationale, Implementation and Interpretation. *Psychological Bulletin*. 1994, **116** ; p.166-186.
- (6) S.M. Chow, J.R. Nesselroade, K. Shifren et J.J. McArdle. Dynamic Structure of Emotions Among Individuals with Parkinson's Disease. *Structural Equation Modeling*. 2004, **11-4** ; p.560-582.
- (7) J.R. Nesselroade et P.C.M. Molenaar. Pooling Lagged Covariance Structures Based on Short, Multivariate Time Series for Dynamic Factor Analysis. In: R.H. Hoyle (éd). *Statistical Strategies for small Sample Research*. London: Sage Pub. 1999, p. 223-250.
- (8) P.D. Gilbert, E. Meijer. Time Series Factor Analysis with an Application to Measuring Money. University of Groningen, Research School SOM, Research Report 05F10, 2005
<http://som.eldoc.ub.rug.nl/FILES/reports/themeF/2005/05F10/05F10.pdf#search=%22Dynamic%20Factor%20Analysis%20for%20Measuring%20Money%22>
- (9) T. Wansbeek et E. Meijer. *Measurement Error and Latent Variables in Econometrics*. Amsterdam: North-Holland. 2000.
- (10) D.R. Brillinger. *Time Series: Data Analysis and Theory*. San Francisco: Holden-Day, 1981.
- (11) M. W. Watson et R. E. Eagle. Alternative algorithms for the estimation of dynamic factor, MIMIC and varying coefficient regression models. *Journal of Econometrics*, 1983, **23**; p.385-400.
- (12) A.C. Harvey. *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter*. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1989.
- (13) J.D. Hamilton. State-space models. Dans: R.F. Engle et D.L. McFadden (éds.). *Handbook of Econometrics*, volume IV, p. 3039-3080, Elsevier Science, Amsterdam, 1994.
- (14) P.D. Gilbert et L. Pichett. Dynamic Factor Analysis for Measuring Money. Bank of Canada, Working Paper 2003-21.
<http://www.bankofcanada.ca/en/res/wp/2003/wp03-21.pdf>
- (15) J. Breitung et S. Eickmeier. Dynamic factor models. Deutsche Bundesbank, Discussion Paper in Economic Studies n°38/2005.
<http://www.bundesbank.de/download/volkswirtschaft/dkp/2005/>

- (16) M. Lippi et D.L. Thornton. A Dynamic Factor Analysis of the Response of U.S. Interest Rates to News. Working paper of the Federal Reserve Bank of St. Louis, 2004.
<http://research.stlouisfed.org/wp/2004/2004-013.pdf#search=%22a%20dynamic%20factor%20analysis%20of%20the%20response%22>
- (17) D. Grenouilleau. The Stacked Leading Indicators Dynamic Factor Model: A Sensitivity Analysis of Forecast Accuracy using Bootstrapping. European Commission Economic Papers n°249, 2006.
http://ec.europa.eu/economy_finance/publications/economic_papers/2006/ecp249en.pdf#search=%22The%20stacked%20leading%20indicators%22
- (18) J. Geweke. The dynamic factor analysis of economic time-series models. Dans: D.J. Aigner et A.S. Goldberger (eds.), *Latent Variables in Socio-Economic Models*. p. 365-383, North-Holland, Amsterdam, 1977.
- (19) M. Forni, M. Hallin, M. Lippi et L. Reichlin. "The generalized dynamic factor model: identification and estimation". *The Review of Economics and Statistics*, 2000, **82**; p.540-554.
- (20) L. Alessi, M. Barigozzi et M. Capasso. Generalized Dynamic Factor Model + GARCH: Exploiting multivariate information for univariate prediction. Preprint. 2006.
<http://www.barigozzi.eu/GDFM+GARCH.pdf#search=%22the%20generalized%20dynamic%20factor%20model%20determining%22>
- (21) C. Doz et F. Lenglart. Analyse factorielle dynamique: test du nombre de facteurs, estimation et application à l'enquête de conjoncture dans l'industrie. *Annales d'Économie et de Statistique*. 1999, **54**; p.91-127.
- (22) M. Forni, M. Hallin, M. Lippi et L. Reichlin. The generalized dynamic factor model one-sided estimation and forecasting. CEPR Discussion Paper No. 3432. 2002.
- (23) A.F. Zuur, I.D. Tuck et N. Bailey. Dynamic factor analysis to estimate common trends in fisheries time series. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 2003, **60**; 542-552.
- (24) J.H. Stock et M. W. Watson, Implications of dynamic factor models for VAR analysis, NBER Working paper series, National Bureau of Economic Research, 2005
<http://www.nber.org/papers/W11467>
- (25) M. I. Nadiri et I. R. Prucha. Dynamic Factor Demand Models and Productivity Analysis, NBER Working Paper 7079, 1999

- (26) A. Cipollini et G. Missaglia, Business cycle effects on capital requirements: scenario generation through Dynamic Factor analysis, BIS Working Papers No 117, 2005.
http://www.fma.org/SLC/Papers/businesscycle_creditrisk.pdf#search=%22business%20cycle%20effects%20on%20capital%20requirements%22

Présentation de l'auteur:

Jang Schiltz, docteur en analyse stochastique
Assistant-Professeur à l'Université du Luxembourg

Adresse professionnelle

Université du Luxembourg
162a, avenue de la Faïencerie
L-1511 Luxembourg

e-mail: jang.schiltz@uni.lu