



**HAL**  
open science

# Dans les brumes de l'endogénéité. Une étude critique des relations entre performance sociétale et performance économique

Maria Giuseppina Bruna, Béchir Ben Lahouel, Brahim Gaies

## ► To cite this version:

Maria Giuseppina Bruna, Béchir Ben Lahouel, Brahim Gaies. Dans les brumes de l'endogénéité. Une étude critique des relations entre performance sociétale et performance économique. *Management & sciences sociales*, 2022, Enjeux de responsabilité sociale pour la GRH, 33 (33), pp.99-115. hal-04070564

**HAL Id: hal-04070564**

**<https://hal.science/hal-04070564>**

Submitted on 20 Apr 2023

**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.

Copyright

# Dans les brumes de l'endogénéité. Une étude critique des relations entre performance sociétale et performance économique

**Maria Giuseppina Bruna**

Professeure HDR en Management & Directrice des Ressources Stratégiques, de la Recherche & Développement, des Chaires et de la RSE de l'IPAG Business School, Directrice de la Chaire IPAG « Entreprise Inclusive »  
mg.bruna@ipag.fr

**Béchir Ben Lahouel**

Professeur Associé en Finance à l'IPAG Business School  
b.benlahouel@ipag.fr

**Brahim Gaies**

Professeur Associé en Économie à l'IPAG Business School  
b.gaies@ipag.fr

*Les décisions managériales relatives à l'amélioration des pratiques RSE ne sont pas aléatoires. Elles sont endogènes à l'anticipation de l'impact financier marginal de ces pratiques. L'objectif de cet article est de sensibiliser les chercheurs dans le domaine des problématiques sociétales en management au biais d'endogénéité qui entache nombre de modèles économétriques utilisés jusqu'à présent. Cet essai méthodologique propose une démarche destinée à déceler et décrypter le biais d'endogénéité tel qu'il se glisse dans bien des études sur données de panel. L'article présente des démonstrations statistiques des sources potentielles d'endogénéité (i.e., omissions de variables, simultanéité, erreurs de mesures), et fournit un aperçu des méthodes économétriques les plus utilisées pour y pallier. Enfin, il montre la supériorité de la méthode des moments généralisés (GMM) dans le cas des études basées sur des données de panel.*

*Mots clés : endogénéité, performance sociétale des entreprises, performance financière, GMM.*

*Managers engage in CSR practices improvement strategies, not randomly, but taking into account the anticipation of the marginal financial impact of these strategic decisions. The purpose of this article is to raise awareness among researchers, in the field of social issues in management, about endogeneity bias that plagued the econometric models used so far. This article offers an approach for understanding endogeneity bias in studies based on panel data models. It presents statistical demonstrations of possible sources of endogeneity (i.e., omissions of variables, simultaneity, measurement errors), and provides an overview of the most commonly used econometric methods to overcome them. Finally, this article shows the superiority of the Generalized Method of Moments (GMM) in the case of studies based on panel data.*

*Keywords: endogeneity, corporate social performance, financial performance, GMM.*

## Introduction

Thématique stratégique auréolée d'un fort intérêt managérial et d'une incontestable résonance sociale, la quête d'une relation - observable et quantifiable - entre Performance Sociétale d'Entreprise (PSE) et Performance Financière (PFE) anime le débat académique depuis plusieurs décennies.

Notion-charnière, la PSE est définie par Wood (1991) comme « *une configuration organisationnelle de principes de responsabilité sociétale, de processus de réactivité sociale et de politiques, programmes et résultats observables qui contribuent à tisser des liens entre l'entreprise et la société* » (p.693).

Dans une perspective '*impact-oriented*', la PSE constitue une mesure approximée de la capacité d'une organisation à gérer, de manière stratégique, ses relations avec les parties prenantes qui l'entourent ainsi qu'à en cerner et satisfaire les attentes (Wood et Jones, 1995).

Ce qui revient à rappeler l'encastrement écosystémique (institutionnel, politique, organisationnel, social, environnemental, ...) de la performance économique.

Dans la même lignée, l'orientation *triple bottom line* (Elkington, 1998) restitue à la notion de performance d'entreprise son caractère pluridimensionnel et multi-niveau.

Elle appelle à reconsidérer la performance d'entreprise au travers d'un paradigme élargi, soucieux non seulement de la viabilité des modèles d'affaires, mais aussi de leur acceptabilité sociale (sur les plans des pratiques de gouvernance, du management des équipes et des organisations, du tissu d'interaction avec les parties prenantes...) et de leur soutenabilité environnementale.

Invitant à repenser l'entreprise sous le prisme de ses responsabilités, l'approche stratégique de la PSE permet de l'appréhender, tour à tour, comme un précurseur, un levier, une composante ou une expression synthétique de la performance d'entreprise. Aussi, selon les différents designs, systèmes de mesure et indicateurs embrassés, l'étude de la PSE permet une quadruple évaluation :

- en termes d'efficacité processuelle : elle se rapporte à la mesure de la socio- et/ou éco- efficacité d'une démarche d'engagement sociétal en entreprise et, en retour, à l'exploration et quantification de ses implications sur l'efficacité opérationnelle et/ou économique d'une organisation,
- en termes d'impact économique : elle permet d'étudier le faisceau d'implications de la PSE sur la performance économique, voire, à plus long terme, sur la viabilité du modèle d'affaires d'une entreprise,
- en termes d'impact écosystémique : elle permet d'appréhender l'impact socio-environnemental d'une entreprise en embrassant une perspective tant interne qu'externe, de court, moyen ou long terme,
- en termes de performance globale (ou d'impact écosystémique) : elle permet de cerner le tissu d'implications et conséquences organisationnelles, opérationnelles, sociales, économiques et environnementales (Carroll, 1991), reconductibles à la stratégie d'une entreprise, à ses conduites organisationnelles ainsi qu'à leurs conséquences. Et ce, en adoptant une perspective critique et multi-niveau.

C'est pourquoi la mobilisation d'une méthode d'audit social, tout à la fois holistique, stratégique, dynamique et améliorante (Bruna, 2019, 2022), s'avère des plus utiles. Elle permet d'évaluer l'alignement (écosystémique, stratégique, téléologique, programmatique, processuel et praxistique) d'une entreprise, tout autant que d'apprécier la pertinence, l'acceptabilité, la praticabilité et l'efficacité de ses initiatives sociétales. Et ce, au regard de leurs impacts *traçables* sur les pratiques discursives, le système normatif et processuel ainsi que l'univers praxistique de l'organisation.

À la manière de Jasons des temps post-modernes, nombre de chercheurs sont partis en quête d'une relation entre PSE et PFE. Érigé en vecteur de légitimation par l'économie des démarches d'engagement sociétal au travail, « *le Business Case de la RSE* » a permis de surclasser, sans les nier, les fondements

éthiques, légaux, réglementaires et normatifs de l'action sociétale. S'appuyant sur la version instrumentale de la théorie des parties prenantes, il postule une relation positive entre PSE et PFE, pour peu que l'entreprise pratique un management stratégique, à la fois agile, efficace et responsable, des parties prenantes (Jones, 1995).

En dépit de résultats empiriques contrastés, la croyance dans un « *Business Case de la RSE* » s'est enracinée. À la manière du Graal, cette croyance positive a nourri la praxistique (action sociétale des entreprises) par la performativité de la croyance.

Sorte de Toison d'or de la recherche en management, le lien PSE-PFE demeure insaisissable, de par son caractère poly-factoriel, multi-dimensionnel, situé et récursif (Bruna et Ben Lahouel, 2022). Bien que la plupart des méta-analyses (Margolis et Walsh, 2003 ; Orlitzky *et al.*, 2003 ; Rost et Ehrmann, 2017) tendent à confirmer, de manière poussive, une relation positive entre la PSE et la PFE, le débat est loin d'être clos. Souvent entachées de fragilités épistémologiques, d'imprécisions théoriques et de biais méthodologiques, les études empiriques testant la relation PSE-PFE révèlent des conclusions contradictoires et peu concluantes (Bruna et Ben Lahouel, 2022). Aussi, force est de constater qu'en dépit d'une littérature abondante aucun consensus n'a émergé (Rost et Ehrmann, 2017). La légitimation par la science du « *Business Case de la RSE* » demeure ainsi à parachever.

La littérature critique en finance (Bruna et Ben Lahouel, 2022) et en management (Orlitzky, 2011 ; Rost et Ehrmann, 2017) fournit diverses explications quant au flou entourant la relation PSE-PFE. Il s'agit, de prime abord, d'une hétérogénéité des logiques institutionnelles à l'œuvre entraînant un « *biais de reporting* » (Orlitzky, 2011 ; Rost et Ehrmann, 2017), de fragilités épistémologiques (manque de robustesse des designs de recherche) et de divergences dans les cadres théoriques mobilisés (Bénabou et Tirole, 2011 ; Brammer et Millington, 2008).

À cela viennent s'ajouter des vulnérabilités méthodologiques se rapportant aux modes de collecte et de sourçage des données, aux modalités de construction des échantillons, à la faible robustesse des résultats (du fait de leur sensibilité aux systèmes de mesure, instruments et modélisations adoptés<sup>1</sup>, à la granularité des observations, aux pondérations entre facteurs, ainsi qu'à l'arc temporel considéré...). De surcroît, l'on a reproché aux modèles économétriques employés aussi bien la négligence des mécanismes de médiation et de modération que la désintégration de variables de contrôle, l'absence de test de causalités inverses (biais d'endogénéité) aussi bien que l'opportunisme méthodologique ayant conduit à exploiter des échantillons de convenance en l'absence de randomisation (biais d'échantillonnage).

En tout état de cause, ces failles méthodologiques déteignent sur le crédit scientifique et la portée managériale des travaux, car elles limitent la rigueur et la reproductibilité des études et, conséquemment, la comparabilité et montée en généralité des résultats. De ce fait, les études empiriques testant le lien PSE-PFE accouchent de résultats contradictoires révélant un lien PSE-PFE instable, faiblement significatif, de signe tantôt positif, tantôt négatif, tantôt neutre (McWilliams et Siegel, 2000). Elles en tirent des conclusions amphigouriques, qui alimentent un portefeuille épars de recommandations managériales, dotées chacune d'une validité contextuelle et d'une force prescriptive limitée.

Or, si l'on suit Crane *et al.* (2017) et Shahzad et Sharfman (2017), il apparaît que la validité de la plupart des études empiriques sur le lien PSE-PFE s'avère compromise du fait de l'existence d'un biais d'endogénéité. L'endogénéité constitue une préoccupation majeure de la recherche en économie et en finance (Ben Lahouel *et al.*, 2019). Nombre d'études en sciences de gestion de paradigme ont adopté des méthodes de contrôle et de correction de l'endogénéité, *in primis* les recherches mobilisant des analyses de régression ayant comme objectif le dévoilement d'inférences causales.

1. Cela renvoie à l'hétérogénéité des définitions, indicateurs, outils de mesure et modèles statistiques mobilisés pour estimer les construits socio-historiques et culturels que sont la PSE et la PFE.

Cependant, rares sont les travaux consacrés au lien PSE-PFE ayant pris soin de se prémunir des risques d'endogénéité entre variables expliquées et explicatives.

C'est pourquoi, dans cet article méthodologique, nous nous proposons de sensibiliser les chercheurs - dans le domaine du management en général, et du management des problématiques sociétales en particulier - au problème de l'endogénéité dans les études basées sur des données de panel. Pour ce faire, nous recensons les principales sources d'endogénéité au sein d'études explorant la relation PSE-PFE moyennant des régressions sur données de panel. Nous nous attachons à expliquer ce biais, à identifier ses sources et ses effets. Puis, nous présentons les méthodes économétriques les plus utilisées afin d'y pallier, et, pour finir, nous décrivons la méthode des moments généralisés (GMM), dont nous montrons la supériorité comparative dans les études sur données de panel. Ce faisant, cet article fournit aux chercheurs une procédure pour la production d'estimations fiables et d'inférences valides lors de l'exploration de la relation PSE – PFE au travers de données de panel.

## Le biais d'endogénéité

### Qu'est-ce que l'endogénéité ?

L'endogénéité demeure une préoccupation majeure dans les études en sciences de gestion mobilisant des analyses de régression afin d'extraire des inférences causales (Jean et al., 2016 ; Jahmane et Gaies, 2020 ; Gaies et Jahmane, 2022). Les inférences causales (résultats des associations hypothétiques entre variables endogènes et exogènes) peuvent être contaminées par un biais d'endogénéité qui, en l'absence de contrôle, fausse aussi bien le sens que l'ampleur de la relation entre les variables (Ketokivi et McIntosh, 2017). Ce qui affecte l'interprétation des résultats et dénature les implications managériales afférentes (Semadeni et al., 2014 ; Zaefarian et al., 2017).

Le problème d'endogénéité émerge lorsque des inférences causales sont explorées au travers de régressions standards<sup>2</sup> induisant des biais d'estimation (Wooldridge, 2002).

L'endogénéité peut être causée par : 1) la simultanéité (ou la causalité inverse) entre variable dépendante et variable indépendante, 2) une omission de variables dans l'équation de régression, 3) des erreurs de mesure des variables aussi bien dépendante qu'indépendante (Crane et al., 2017).

L'endogénéité reflète la situation où une variable indépendante corrèle avec le terme d'erreur de l'équation de régression (Kennedy, 2008 ; Gaies, 2021 ; Gaies, 2022). Étant donné que le terme d'erreur est considéré comme non aléatoire, puisqu'il dépend des variations de la variable indépendante, il en découle, non seulement un biais d'estimation des coefficients des variables indépendantes, mais aussi un défaut de convergence du terme d'erreur vers la vraie valeur des coefficients de la population mère lorsque l'on augmente le nombre d'observations.

Ketokivi et McIntosh (2017) ajoutent que la violation de l'hypothèse d'exogénéité des variables explicatives induit une lecture erronée des signes des coefficients de régression. Ce qui amène potentiellement les chercheurs à interpréter de fausses inférences et conduit à émettre des conclusions biaisées (Antonakis et al., 2010).

Lorsque l'endogénéité est entraînée par une inobservation (omission) de variables ou régresseurs (culture d'entreprise, qualité du management des équipes, stratégie de GRH, valeurs personnelles du dirigeant, propension à innover...) affectant à la fois (corrélation simultanée) la décision d'investir dans des actions RSE et la performance financière attendue (García-Castro et al., 2010), l'effet positif de la relation est souvent surestimé.

Hamilton et Nickerson (2003) ainsi que Shaver (1998) avaient soulevé le problème d'endogénéité dans la littérature en management stratégique en expliquant que les décisions managériales ne sont pas aléatoires, mais

2. Il s'agit in primis des méthodes des moindres carrés ordinaires (OLS) et généralisés (GLS), ainsi que les modèles à effets fixes, aléatoires et mixtes (i.e. Fixed-effects, Random-effects, et Mixed-effects).

bien plutôt endogènes aux effets de la performance attendue suite auxdites décisions. Il en va de même pour le management des problématiques sociétales. Plusieurs chercheurs soulignent que les décisions, issues du top management, d'investir dans des programmes d'amélioration de la PSE sont endogènes à l'anticipation des avantages financiers attendus d'une telle décision stratégique (Bénabou et Tirole, 2010)

Si l'on se réfère à Garcia-Castro et al. (2010), la décision prise par le top management d'investir dans un processus d'optimisation de la PSE, au travers d'une amélioration du management stratégique des parties prenantes, est endogène à l'anticipation des bénéfices financiers censés être rapportés par ce choix stratégique. Bénabou et Tirole (2010, p. 16) partagent le même avis et ajoutent « *SBR [Social Responsible Behavior] and profitability are clearly both endogenous variables* ».

Ainsi, l'endogénéité peut être reconduite à une causalité inverse allant de la PFE en direction de la PSE (Attig et al., 2016). La simultanéité des impacts de la PSE sur la PFE et vice-versa de la PFE sur la PSE tient à ce que Waddock et Graves (1997)<sup>3</sup> ont qualifié de « cercle vertueux » par lequel un degré élevé de PSE tend à stimuler la PFE, en optimisant la gouvernance, le mode de fonctionnement et la gestion quotidienne de l'entreprise, en améliorant son positionnement concurrentiel, via un dialogue écosystémique révivifié.

En retour, une meilleure PFE tend à stimuler l'investissement dans des programmes et projets à dimension sociétale.

### Le biais d'endogénéité dans la relation PSE-PFE

Généralement, les études empiriques de la relation PSE-PFE basées<sup>4</sup> sur des régressions faites sur des données de panel s'appuient sur la modélisation suivante :

$$PFE_{it} = \beta_0 + \beta_1 PSE_{it} + \theta' X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$PFE_{it}$  représente la variable dépendante. En général, les mesures de la PFE relèvent de l'une des deux catégories suivantes : les mesures basées sur les valeurs comptables et celles basées sur les valeurs de marché (Van Beurden et Gössling, 2008).

$PSE_{it}$  représente la variable d'intérêt. Elle est mesurée par une diversité d'indicateurs simples ou multidimensionnels qui dépendent de la source d'information. Sont distinguées les mesures perceptuelles (e.g., les enquêtes, les entretiens, l'audit social, etc.), les mesures basées sur la performance (e.g., performance environnementale, dons philanthropiques, etc.) et les mesures basées sur l'analyse et la mesure de la qualité et la quantité des informations contenues dans les rapports sociétaux (Igalens et Gond, 2005).

$X_{it} = (x_{i1}, \dots, x_{ik})$  regroupe un jeu de variables de contrôle, constitué le plus souvent de la taille de l'entreprise, du taux d'endettement, de l'âge de l'entreprise, des dépenses en recherche et développement (R&D) et des dépenses publicitaires.

$\alpha_0$  est une constante et  $\varepsilon_{it}$  le terme d'erreur. Les indices  $i$  et  $t$  désignent respectivement les entreprises ( $i=1, 2, \dots, k, \dots, N$ ) et les périodes ( $t=1, 2, \dots, k, \dots, T$ ).

Si on inclut la variable PSE et la constante  $\beta_0$  dans la matrice  $X$ , le modèle (1) peut s'écrire sous une forme plus réduite, comme suit :

$$PFE = \beta X + \varepsilon \quad (2)$$

Sa forme matricielle est la suivante :

$$PFE = \begin{bmatrix} PFE_{11} \\ PFE_{12} \\ \vdots \\ PFE_{1T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11}^1 & x_{11}^2 & \dots & x_{11}^k \\ 1 & x_{21}^1 & x_{21}^2 & \dots & x_{21}^k \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{N1}^1 & x_{N1}^2 & \dots & x_{N1}^k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta^0 \\ \beta^1 \\ \vdots \\ \beta^k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} \\ \varepsilon_{12} \\ \vdots \\ \varepsilon_{1T} \end{bmatrix} \quad (3)$$

3. Waddock et Graves (1997) présentent deux hypothèses alternatives concernant la relation de causalité. Selon « *The Good Management Hypothesis* », améliorer la relation avec les parties prenantes induit une meilleure performance financière. Selon « *The Slack Resource Hypothesis* », une meilleure performance financière permet de disposer de ressources financières que l'entreprise peut utiliser pour le financement des programmes RSE.

4. Dans cet article, nous nous intéressons principalement à l'effet de la PFE sur la PSE, d'où la spécification de l'équation (1). Cependant, les mêmes enseignements, résultats et conclusions de cette étude restent valables pour les modélisations linéaires de l'effet de la PSE sur la PFE, du fait de la simultanéité des impacts des deux phénomènes (Waddock et Graves, 1997).

On a toujours  $i$  et  $t$  qui désignent respectivement les entreprises et les périodes. L'indice  $p$  désigne le nombre de variables explicatives, dont la constante et la variable d'intérêt. Il y a un problème d'endogénéité lorsque : *une ou plusieurs variables explicatives (variable de contrôle ou/et d'intérêt) sont corrélées avec le terme d'erreur.*

Ceci implique :  $Cov(X/\varepsilon) \neq 0$  (4)

Dans une régression qui tente d'expliquer la PFE à travers la PSE avec des données de panel, ce biais est récurrent (Attig et al., 2016 ; Garcia-Castro et al., 2010). En découlent trois problèmes majeurs interconnectés :

- *Primo*, statistiquement, les estimateurs standards à savoir les méthodes des moindres carrés ordinaires (OLS) et généralisés (GLS), ainsi que les modèles à effets fixes, aléatoires et mixtes, sont inconsistants ou non convergents. Cela signifie que les coefficients estimés des variables explicatives, notamment la PSE, ne convergent plus vers leurs « vraies » valeurs, quand le nombre d'observations tend vers l'infini. Cette non-convergence s'illustre ainsi :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \widehat{\beta}_n = \beta + E[(X'X)]^{-1} \times E(X'\varepsilon) \quad (5)$$

- *Secundo*, ce problème statistique induit un problème d'interprétation des coefficients des variables explicatives, étant donné que l'estimation est incohérente, c'est-à-dire dépendante du nombre d'observations. Ces coefficients risquent même d'avoir des signes erronés et théoriquement contrituitifs (Ketokivi et McIntosh, 2017).

- *Tertio*, d'un point de vue managérial, les mauvaises interprétations des résultats scientifiques peuvent donner lieu à des décisions en carence d'efficacité et d'efficience, un point de vue souligné par Hamilton et Nickerson (2003).

Nonobstant la gravité de ces trois problèmes aussi bien scientifiques que managériaux, nombre de chercheurs en sciences de gestion ne sont pas assez sensibilisés au biais d'endogénéité dans les régressions sur les données de panel, spécialement, (Zaefarian et al., 2017).

## Les sources d'endogénéité

Aucun test statistique ne permet de détecter, de prime abord, l'endogénéité dans une régression. En fait, les tests se prononcent sur la probabilité de succès des techniques utilisées pour résoudre ce biais, car la corrélation entre le terme d'erreur et les variables explicatives est inobservable.

De ce point de vue, la question relative aux sources d'endogénéité dans la relation PSE-PFE se pose avec insistance pour traiter des problèmes qui en découlent. Une esquisse de la littérature récente (Benlemlih et Bitar, 2018 ; Bhandari et Javakhadze, 2017), permet d'identifier trois principales sources d'endogénéité dans les recherches explorant la relation PFE-PSE moyennant des données de panel. Il s'agit du biais de simultanéité, le biais des variables omises et le biais induit par les erreurs de mesure.

### Le biais de simultanéité

Le biais de simultanéité se produit, principalement, lorsque la variable dépendante explique ou cause l'une des variables indépendantes, alors que la spécification du modèle suppose l'inverse. En reprenant le modèle (2) et en supposant qu'il y ait un biais de simultanéité entre la PSE et la PFE nous avons :

$$PFE = \beta X + \varepsilon \quad (2)$$

Et, en même temps :

$$X = \varphi PFE + \psi, \text{ avec } \psi \text{ la matrice relative au terme d'erreur.} \quad (2')$$

Ceci implique le biais suivant :

$$\widehat{\beta} = \frac{cov(X,PFE)}{var(X)} = \frac{cov(X,\beta X + \varepsilon)}{var(X)} = \beta + \frac{cov(X,\varepsilon)}{var(X)} \quad (6)$$

Et en plus explicité :

$$\frac{cov(X,\varepsilon)}{var(X)} = \frac{\varphi(1-\varphi\beta)var(\varepsilon)}{\varphi^2 var(\varepsilon) + var(\psi)} \quad (7)$$

L'existence du biais de simultanéité, illustré dans les deux équations (6) et (7), est très probable dans les analyses de la relation PSE-PFE. Waddock et Graves (1997) expliquent cela par l'existence d'un « cercle vertueux » entre la PSE et la PFE. En effet,

selon l'hypothèse du « *Bon Management* », améliorer le management de la relation avec les parties prenantes de l'entreprise induit une meilleure performance financière, alors que l'hypothèse des « *Ressources disponibles* » stipule qu'une solide PFE stimule les investissements en faveur des projets RSE,, insérant les liens entre engagement responsable et performance économique dans une boucle vertueuse de rétroaction réciproque (PFE ↔ PSE). La même logique peut s'appliquer aux variables de contrôle citées dans le modèle (1).

Ainsi, il s'avère indispensable d'opter pour des méthodes de régression sophistiquées, qui tiennent compte du problème de simultanéité dans les études centrées sur le lien PSE-PFE.

#### Le biais des variables omises

Comme son nom l'indique, le biais d'omission de variables revient à régresser un modèle qui n'inclut pas une (ou plusieurs) variable(s) indépendante(s) importante dans l'explication de la variable dépendante. Ainsi, la variable omise reste au niveau du terme d'erreur et risque d'être corrélée avec les variables indépendantes du modèle, ce qui engendre un problème d'endogénéité.

On suppose que le modèle (1) n'inclut pas l'une des variables indépendantes prépondérantes dans l'explication de la PFE, tandis que le modèle (1'') contient cette variable. On obtient :

$$PFE_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 PSE_{it} + \beta X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Et :

$$PFE_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 PSE_{it} + \alpha_2 O_{it} + \beta X_{it} + U_{it}, \quad (1')$$

avec  $U_{it}$  le terme d'erreur

En supposant que  $O_{it}$  représente la variable omise qu'il aurait fallu ajouter, le terme d'erreur du modèle (1) devient composite, tel que :

$$\varepsilon = U + \alpha_2 O \quad (8)$$

Si on a  $Cov(O/x) \neq 0$  et qu'on estime le mo-

dèle (1) par des méthodes standard à savoir les méthodes des moindres carrés ordinaires (OLS) et généralisés (GLS), ainsi que les modèles à effets fixes, aléatoires et mixtes, on obtient :

$$Cov(X / \varepsilon) \neq 0 \quad (2)$$

Ainsi, les coefficients des variables explicatives risqueraient d'être trop élevés car ils incluraient une partie de l'information omise. Ce qui déboucherait sur le biais d'inconsistance ou non-convergence des estimateurs illustré par l'équation (5) plus haut.

Dans les études de la relation PFE-PSE, McWilliams et Siegel (2000) insistent sur la présence du problème des variables omises. D'après Orlitzky (2008), la faiblesse redondante des coefficients de détermination  $R^2$  dans les régressions en témoigne. Ces auteurs stipulent qu'avec la prise en compte de ces variables (omises), les effets positifs de la PSE sur la PFE risquent de disparaître. En outre, Pelozo (2009) explique l'hétérogénéité des conclusions issues des études de la relation PFE-PSE par le biais des variables omises.

#### Les erreurs de mesure

Les erreurs de mesure constituent la troisième source principale d'endogénéité. Ce biais découle d'une erreur d'approximation de la variable dépendante<sup>5</sup>. La différence entre la « vraie » valeur de cette variable et son approximation constitue le biais de mesure qui s'ajoute au niveau du terme d'erreur. On suppose que le modèle (1) explique une mauvaise approximation de la PFE, tandis que le modèle (1'') approxime parfaitement cette dernière, comme il est souvent le cas dans les sciences naturelles, tel que :

$$PFE_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 PSE_{it} + \beta X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Et :

$$PFE^*_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 PSE_{it} + \beta X_{it} + U_{it} \quad (1'')$$

5. Ce biais peut provenir également d'une erreur de mesure au niveau d'une ou plusieurs variables indépendantes. Dans ce cas de figure, il s'apparente parfaitement au biais des variables omises.



Le biais de mesure se calcul ainsi :

$$E = PFE^*_{it} - PFE_{it} \quad (9)$$

Ce qui implique :

$$U = \varepsilon + E \quad (10)$$

Si  $Cov(E/X) \neq 0$  et qu'on estime le modèle (1) par des méthodes standard à savoir les méthodes des moindres carrés ordinaires (OLS) et généralisés (GLS), ainsi que les modèles à effets fixes, aléatoires et mixtes, on obtient, comme dans le cas des variables omises :

$$Cov(X/\varepsilon) \neq 0 \quad (2)$$

Comme toutes les analyses quantitatives en sciences humaines et sociales, l'étude de la relation PFE-PSE est concernée par des erreurs de mesure. En effet, rappelons que la variable dépendante PFE est généralement approximée par des variables de marché ou des variables comptables qui toutes les deux peuvent être exprimées par une variété d'indicateurs. Cette hétérogénéité dans la mesure de performance engendre des divergences dans les résultats empiriques et alimente les controverses dans la formulation des préconisations managériales.

Par exemple, les recherches qui utilisent les mesures comptables (i.e., ROA, ROE) focalisent, en général, sur des performances financières de courte échéance, tandis que les valeurs de marché sont employées dans les études de réactions immédiates du marché (i.e., études événementielles) ou bien pour refléter une profitabilité de long terme de l'entreprise.

Le biais d'endogénéité étant décrit et expliqué, il revient à présent de présenter les méthodes économétriques à travers lesquelles il pourrait être traité, puis d'identifier la plus efficace de ces méthodes.

### Comment traiter l'endogénéité ?

En vue de prévenir les biais d'endogénéité, il conviendrait de prendre en compte trois re-

commandations méthodologiques majeures. Premièrement, pour diminuer le risque d'erreurs de mesure, qui est source d'endogénéité, il est recommandé d'utiliser une batterie de variables mesurant la PFE<sup>6</sup> et ne pas se limiter à une ou à deux variables seulement. Une fois un éventail de variables pris en considération, il est indispensable de comparer les différentes régressions. Cette comparaison doit se focaliser sur la stabilité des significativités statistiques, des signes, des ordres de grandeur et des écarts-types des paramètres estimés. Une forte instabilité/variabilité de ces éléments, relevée d'une régression à une autre, prouverait que les estimations ne sont pas suffisamment robustes. Il y aurait lieu de craindre l'existence d'un biais d'endogénéité, et il conviendrait alors de « re-spécifier » le modèle estimé et/ou de changer de méthode d'estimation. Cette démarche a été employée par Wintoki et al. (2012), Li (2016) et Ullah et al. (2018), *inter alia*.

Deuxièmement, pour baisser le risque afférent au biais d'omission des variables, il est utile d'insérer des indicateurs relatifs aussi bien au micro-environnement de l'entreprise qu'à son macro-environnement au niveau des variables explicatives de la PFE.

Troisièmement, l'une des variables le plus souvent omises dans les études de la relation PFE-PSE est la PFE antérieure. En effet, il va sans dire que la performance financière présente (en  $N$ ) dépend de la performance financière passée (en  $N-1$ ). Or, comme nous l'avons indiqué au niveau du modèle (1), la PFE  $N-1$  n'est pas toujours incluse dans les régressions PFE-PSE. Ceci peut s'expliquer par le risque de corrélation entre cette variable et le terme d'erreur, lorsque les estimations sont faites par des méthodes standards, à savoir les méthodes des moindres carrés ordinaires (OLS) et généralisés (GLS), ainsi que les modèles à effets fixes, aléatoires et mixtes<sup>7</sup>.

En insérant la PFE  $N-1$  dans le modèle (1), on obtient l'équation suivante :

$$PFE_{it} = \beta_0 + \tau PFE_{it-1} + \beta_1 PSE_{it} + \beta'X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (11)$$

6. Ceci s'applique aussi à la PSE et aux variables de contrôle, qui doivent être approximées par des mesures alternatives avec les indicateurs traditionnellement utilisés.

7. Nous montrerons par la suite de quelle manière cette anomalie peut être corrigée.

Une fois la variable PFE N-1 ajoutée, avec les mesures micro- et macro-environnementales, la hausse du coefficient de détermination ajusté<sup>8</sup>  $\bar{R}^2$  prouve un meilleur pouvoir explicatif du modèle. Ceci est une présomption à la baisse du risque de biais d'omission des variables.

### La technique des variables instrumentales

Au-delà de ces trois recommandations, les méthodes les plus souvent utilisées pour traiter du problème d'endogénéité dans les régressions effectuées sur des données de panel, reposent sur la technique des variables instrumentales<sup>9</sup>(IV) (Bascle, 2008).

Pour illustrer la technique des variables instrumentales (IV), reprenons le modèle (1) et supposant qu'il est entaché d'endogénéité, tel que :

$$PFE_{it} = \beta_0 + \beta_1 PSE_{it} + \beta'X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Avec comme hypothèse :

$$Cov(PSE / \varepsilon) \neq 0 \quad (12)$$

On suppose que la mesure de la PSE soit corrélée avec le terme d'erreur. La résolution de ce biais d'endogénéité consiste à déterminer une variable Z dite « instrument » qui se substituera à la variable PSE afin de neutraliser son endogénéité<sup>10</sup>. La variable Z doit vérifier deux conditions.

D'une part, elle doit être fortement et significativement corrélée avec la variable PSE, tel que :

$$Cov(Z/PSE) \neq 0 \quad (13)$$

D'autre part, la variable Z doit être non corrélée avec le terme d'erreur du modèle (1), ce qui donne :

$$Cov(z/\varepsilon) = 0 \quad (14)$$

Par ailleurs, la méthode économétrique basée sur la technique des variables instrumentales la plus utilisée en sciences de gestion (Ketokivi et McIntosh, 2017) pour traiter du problème d'endogénéité est la méthode des doubles moindres carrés (2SLS). La méthode 2SLS consiste, dans une première étape, à régresser toutes les variables endogènes sur les variables exogènes du modèle, dont les instruments, par les OLS. Ceci donne, dans notre cas, la régression suivante :

$$PSE_{it} = \varphi_0 + \varphi_1 Z_{it} + \varphi'X_{it} + \hat{u}_{it}, \text{ avec } \hat{u}_{it} \text{ le terme d'erreur} \quad (15)$$

Ensuite, dans une seconde étape, il s'agit de substituer les variables endogènes par leurs valeurs estimées dans la première régression et de procéder à une deuxième estimation par les MCO :

$$PFE_{it} = \beta_0 + \beta_1 \widehat{PSE}_{it} + \beta'X_{it} + \xi_{it}, \text{ avec } \xi_{it} \text{ le terme d'erreur} \quad (16)$$

Ceci donne :

$$Cov(PSE / \xi) = 0 \quad (17)$$

L'utilisation de la méthode 2SLS repose sur quatre conditions qui en font ses limites :

1. Il faut que le modèle estimé soit sur-identifié, ce qui veut dire que le nombre de variables exogènes doit être supérieur au nombre de variables endogènes.
2. Il faut que les instruments soient non corrélés avec le terme d'erreur (voir l'équation (14)).

8. La valeur du coefficient de détermination  $R^2$  est une fonction croissante du nombre de variables explicatives. A cet effet, pour mieux statuer sur le pouvoir explicatif d'une régression, il vaut mieux se fier au coefficient de détermination ajusté  $\bar{R}^2$  qui corrige  $R^2$ , et ce, afin de tenir compte du nombre de paramètres et de la perte du degré de liberté, qui résulte de l'augmentation de ces derniers. En effet, on a :  $\bar{R}^2 = SSR/SST$ , avec SSR la somme des carrés des résidus et SST la somme des carrés totale. Par référence au modèle (2) et sachant qu'une régression OLS donne  $SSR = B'X'y - Ny^2$  et  $SST = y'y - Ny^2$ , il apparaît clair que  $SSR -$  et donc  $\bar{R}^2 -$  augmente avec la hausse de  $\beta$ , d'où l'utilité du calcul et de l'interprétation du coefficient de détermination ajusté, tel que :  $\bar{R}^2 = 1 - \frac{N-1}{N-p-1} (1-R^2)$ , avec  $p$  le nombre de paramètres du modèle.

9. Mise à part la technique des IV, le biais d'endogénéité est aussi traité par la méthode d'Heckman. Nous ne nous attarderons pas sur cette méthode car elle n'est employée que dans le cas particulier d'un biais d'échantillonnage.

10. Le même raisonnement est valable lorsque toutes les variables explicatives sont endogènes.

3. Il faut que les instruments soient fortement corrélés avec les variables instrumentalisées (voir équation (13)).

4. Il ne faut pas que les erreurs soient autocorrélées et qu'elles soient hétéroscédastiques.

Ces quatre conditions d'utilisation de la méthode 2SLS<sup>11</sup> présentent, en même temps, ses limites. Dans le cas d'hétéroscédasticité et/ou d'autocorrélation des erreurs, la méthode des triples moindres carrés (3SLS), qui consiste en une 2SLS augmentée d'une estimation des moindres carrés généralisés (GLS) est recommandée (Wooldridge, 2003). Par contre, le talon d'Achille aussi bien de la méthode 2SLS que de la méthode 3SLS est le choix des variables instrumentales. En effet, ces techniques se basent surtout sur des variables instrumentales dites « externes » qui n'émanent pas du modèle estimé. Autrement dit, les variables instrumentales ne sont ni des valeurs retardées ou en différence des variables explicatives et/ou de la variable expliquée. À la différence des deux méthodes 2SLS et 3SLS, les méthodes GMM en différence et en système – que nous présenterons dans le paragraphe d'après – se basent principalement sur des variables instrumentales dites « internes », à savoir des variables générées par le modèle, en l'occurrence les valeurs retardées ou en différence des variables explicatives et/ou de la variable expliquée.

Dans les faits, il est très difficile de choisir un instrument hors du modèle estimé qui soit, tout à la fois, statistiquement<sup>12</sup> fortement corrélé avec la variable explicative endogène et justifié par la théorie managériale. L'absence de ces deux caractéristiques cause un problème de faiblesse des instruments, qui débouche sur une incapacité des deux méthodes 2SLS et 3SLS à résoudre le biais d'endogénéité *in fine*. Dans le cas de la rela-

tion PFE-PSE où la PSE serait endogène, il est légitime de s'interroger sur quelle variable pourrait affecter la PFE à travers son unique effet sur la performance sociétale de cette dernière. La complexité de la réponse à cette interrogation reflète la difficulté du choix de la variable instrumentale et, par-là, les limites des deux méthodes 2SLS et 3SLS. Le tableau 1 ci-dessous présente des exemples de variables instrumentales internes et externes utilisées par les études portant sur la relation PFE-PSE. Néanmoins, soulignons, encore une fois, que les méthodes GMM en différence et en système se démarquent par rapport aux autres méthodes économétriques utilisées pour répondre au problème d'endogénéité, notamment les méthodes 2SLS et 3SLS, par le fait qu'elles génèrent des instruments internes (endogènes au modèle).

*A contrario*, les méthodes 2SLS et 3SLS se basent sur le choix d'instruments exogènes (externes) au modèle, dont la validité est souvent critiquée statistiquement et par la théorie managériale, d'où la supériorité de l'estimateur GMM (cf. Wintoki et al., 2012 ; Flannery et Hankins ; 2013 ; Li, 2016 ; Ullah et al., 2018).

11. Si la variable dépendante est discrète, la méthode dite « control function approach » est utilisée pour corriger l'endogénéité. Nous ne nous attarderons pas sur cette méthode car elle est similaire à la méthode 2SLS en termes de logique et de déroulement (Wooldridge, 2002). De plus, elle n'est applicable que dans le cas d'une variable dépendante discrète ce qui n'est pas courant dans les études portant sur la relation PFE-PSE et utilisant des données de panel (Van Beurden et Gössling, 2008).

12. La validité statistique, dite exogénéité, des instruments est vérifiée par deux tests usuels, à savoir le test de Sargan (1958) et le test de Hansen et Sargent (1982). Le test de Sargan est employé sous condition d'homoscédasticité des erreurs. Dans le cas d'hétéroscédasticité, c'est le test de Hansen qui doit être choisi. Toutefois, même si ces tests confirment la validité statistique des variables instrumentales, il est important que ces dernières soient validées également par les enseignements de la théorie managériale.

**Tableau 1**  
**Méthodes de correction de l'endogénéité**

Causalité inverse		Omission de variables et Biais d'échantillonnage	
Études	Méthode de correction	Études	Méthode de correction
Attig et al. (2013)	Méthode des variables instrumentales (VI) : score PSE moyen du secteur d'activité	Attig et al. (2013)	Modèle d'Heckman*
Attig et al. (2014)	VII : score PSE moyen du secteur d'activité VI2 : score PSE décalé d'un an	Attig et al. (2014)	Modèle d'Heckman*, Appariement des scores de propension (Propensity score Matching –PSM)
Attig et al. (2016)	3 VI nommées MID, PNFOR, STATE FS/S	Attig et al. (2016)	Modèle d'Heckman*, PSM
Benlemlih et Bitar (2016)	VII : score PSE moyen du secteur d'activité VI2 : score PSE décalé d'un an	Benlemlih et Bitar (2016)	Modèle d'Heckman*, PSM
Bhandari et Javakhadze (2017)	VII : score PSE décalé d'un an VI2 : score PSE médian	Bhandari et Javakhadze (2017)	Modèle d'Heckman*, PSM
Cai et al. (2011)	VI : score PSE médian		
Cai et al. (2016)	VI : score de performance environnemental décalé de deux ans, Méthode des moments généralisés (GMM)		GMM
Du et al. (2017)	Test de causalité de Granger	Du et al. (2017)	PSM
Erhenjamts et al. (2013)	Régression des doubles moindres carrés		
Gong et al. (2016)	VI : technique de détection des problèmes d'hétéroscédasticité dans la régression des résidus		
Jo et al. (2012)	VI : âge de l'entreprise	Jo et al. (2012)	Modèle d'Heckman*
Jo et al. (2016)	GMM	Jo et al. (2016)	PSM, méthode « différence-in-différence » (double différence)
Kabongo et al. (2013)	Test de causalité de Granger		
Nadem et al. (2017)	GMM, test de Wooldridge d'exogénéité stricte		
Nekhili et al. (2017)	GMM		
Samet et Jarboui (2017)	VII : score PSE moyen du secteur d'activité VI2 : score PSE décalé d'un an		
Ben Lahouel et al. (2019)	GMM		

*Note.* VI : variable instrumentale, GMM : general method of moments, PSM : propensity score matching (\*) : Modèle d'Heckman (1979) à deux étapes pour biais de sélection.

### La méthode GMM system

Au regard des limites des deux méthodes 2SLS et 3SLS, Arellano et Bond (1991), Arellano et Bover (1995), Blundell et Bond (1998), Wooldridge (2016), Sande et Ghosh (2018), Roodman (2018) et Gaies (2022) soutiennent que la méthode des moments généralisés

(GMM) est la plus adéquate pour estimer des modèles utilisant des spécifications en panel dynamique.

De plus, comme nous l'avons déjà mentionné, l'une des variables le plus souvent omises dans les études sur la relation PFE-PSE est la PFE antérieure. L'utilisation des spécifications en panel dynamique permet d'observer

à ce problème, mais elle engendre systématiquement un autre biais d'endogénéité, dit « endogénéité dynamique » à cause de la présence de la variable dépendante retardée parmi les variables explicatives (Bond, 2002 ; Wooldridge, 2002). Les méthodes 2SLS et 3SLS ne permettent pas de corriger l'endogénéité dynamique, car, comme nous l'avons déjà expliqué, elles sont appliquées sur des spécifications en panel statique, d'où la supériorité de l'estimateur GMM en cas de panel dynamique. Il faut dire qu'à l'origine, la combinaison des spécifications en panel dynamique avec l'estimateur GMM provient des applications économétriques de la théorie de la croissance endogène en économie (cf. Bond, 2002 ; Siddiqui et Ahmed, 2013 ; Gaies et Nabi, 2021). Elle est désormais fortement préconisée dans le champ de la finance d'entreprise, en raison de la forte corrélation entre la performance financière présente, passée et future, comme l'expliquent en détail Flannery et Hankins (2013). Les récentes études empiriques de la relation PFE-PSE se basent de plus en plus sur des spécifications en panel dynamique et l'estimateur GMM pour corriger les problèmes d'endogénéité (cf. Cai et al., 2016 ; Nadeem et al., 2017 ; Ben Lahouel et al., 2019 ; Jahmane et Gaies, 2020).

Afin d'expliquer la méthode GMM adaptée à l'étude de la relation PSE-PFE, nous nous basons sur le modèle ci-dessous :

$$PFE_{it} = \beta_0 + \tau PFE_{it-1} + \beta_1 PSE_{it} + \beta' X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (11)$$

$PFE_{it}$  représente un ensemble d'indicateurs de Performance Financière.  $PSE_{it}$  représente un ensemble d'indicateurs de Performance Sociétale d'Entreprise.  $X_{it} = (x_{1it}, \dots, x_{kit})$  regroupe un jeu de variables de contrôle relatives aussi bien à l'entreprise qu'à son micro- et macro-environnement.

$PFE_{it-1}$  représente un ensemble d'indicateurs de Performance Financière retardés d'une période.  $\alpha_0$  est une constante. Les indices  $i$  et  $t$  désignent respectivement les entreprises ( $i = 1, 2, \dots, k, \dots, N$ ) et les périodes ( $t = 1, 2, \dots, k, \dots, T$ ).  $\varepsilon_{it}$  est un terme d'erreur composite, tel que :  $\varepsilon_{it} = \mu_i + \mu_t + \eta_{it}$ , où  $\mu_i$  l'effet spécifique à l'entreprise ;  $\mu_t$  l'effet spécifique au temps et  $\eta_{it}$  le terme aléatoire.

L'utilisation d'une pluralité d'indicateurs de PFE et de PSE ainsi que la prise en compte de plusieurs variables micro- et macro-environnementales au niveau du modèle (11), contribue – comme nous l'avons expliqué ci-dessus – à la baisse du risque lié aux biais d'erreur de mesure et d'omission des variables. L'insertion des indicateurs de Performance Financière retardés d'une période rend compte de la composante stochastique dans l'explication de la PFE. Cela sert également à baisser le biais des variables omises et le problème d'endogénéité.

Sous ce rapport, la construction du modèle (11) semble efficace pour corriger les deux biais énoncés. Reste le biais de simultanéité à traiter. En fait, à cause du biais de simultanéité, l'estimation du modèle (11) par les méthodes des moindres carrés ordinaires (OLS) et généralisés (GLS), ainsi que par les modèles à effets fixes, aléatoires et mixtes risquerait de déboucher sur des résultats biaisés, car basés sur des estimateurs économétriquement inconsistants. En même temps, l'utilisation de variables instrumentales externes, avec les méthodes 2SLS et 3SLS, peut reposer sur de faibles instruments exogènes au modèle. Le biais d'endogénéité n'est pas résolu, d'où le recours à la méthode GMM.

Il faut dire qu'il y a deux sortes d'estimateurs GMM, qui sont applicables aux panels dynamiques. Il s'agit de l'estimateur GMM en différence première (Arellano et Bond, 1991) et l'estimateur GMM system (Blundell et Bond, 1998), qui n'est qu'une version améliorée du premier. Comme son nom l'indique, l'estimateur GMM en différence première consiste à estimer l'équation du modèle en différence première, afin de contrôler l'effet spécifique à l'unité statistique ou individu (l'entreprise dans notre cas). Ainsi, l'écriture du modèle (11) en différence première donne :

$$\Delta PFE_{it} = \tau \Delta PFE_{it-1} + \beta_1 \Delta PSE_{it} + \beta' \Delta X_{it} + \Delta \lambda_t + \Delta \eta_{it} \quad (18)$$

Soit :

$$PFE_{it} - PFE_{it-1} = \tau (PFE_{it-1} - PFE_{it-2}) + \beta_1 (PSE_{it} - PSE_{it-1}) + \beta' (X_{it} - X_{it-1}) + (\lambda_t - \lambda_{t-1}) + (\eta_{it} - \eta_{it-1}) \quad (19)$$

Ainsi donc, l'écriture en différence première du modèle a permis d'éliminer, outre la constante  $\beta_0$ , l'effet spécifique à l'entreprise  $\mu$ , et, par-là, le biais des variables omises invariantes dans le temps, qui risquent d'être corrélées avec le terme d'erreur. Cependant, en surmontant cette lacune, un autre problème majeur émerge : il s'agit de la corrélation entre le terme d'erreur en différence ( $\Delta\eta_{it} = \eta_{it} - \eta_{it-1}$ ) et la variable dépendante retardée en différence ( $\Delta PFE_{it-1} = PFE_{it-1} - PFE_{it-2}$ ) et plus exactement entre  $\eta_{it-1}$  et  $PFE_{it-1}$ .

Pour éviter ce biais de simultanéité, les variables explicatives potentiellement endogènes en différence sont instrumentées par leurs valeurs en niveau retardées, sous l'hypothèse d'absence d'autocorrélation des erreurs dans l'équation en niveau et celle de la faible exogénéité des variables explicatives. Ces conditions dites des moments ou d'orthogonalité se présentent comme suit :

$$E [PFE_{it-s} (\eta_{it} - \eta_{it-1})] = 0 \text{ pour } s \geq 2; t = 3, \dots, T. \quad (20)$$

Et :

$$E [X_{it-s} (\eta_{it} - \eta_{it-1})] = 0 \text{ pour } s \geq 2; t = 3, \dots, T,$$

avec  $X$ , la matrice qui regroupe les variables explicatives (21)

Plus encore, Arellano et Bond (1991) ont essayé d'améliorer l'estimateur GMM en différence première, en le calculant en deux étapes. Une première estimation se fait sous l'hypothèse d'absence de corrélation des erreurs et leur homoscedasticité. Le vecteur des résidus issu de cette première estimation est utilisé pour estimer de façon convergente une matrice variance-covariance des erreurs, dans une deuxième étape d'estimation. À cette deuxième étape, l'hypothèse d'absence de corrélation des erreurs et de leur homoscedasticité est vérifiée. Cela fait de l'estimateur GMM en différence première en deux étapes plus efficaces que l'estimateur GMM en différence première en une seule étape.

Néanmoins, outre la perte d'informations qu'entraîne l'estimation du modèle en différence première – en ne gardant que les variations intra-entreprise (*within*), puisqu'elle

supprime les variations inter-entreprise (*between*), ainsi qu'en réduisant le nombre d'observations, en l'occurrence dans des panels non cylindrés – Blundell et Bond (1998) ont montré que l'estimateur GMM en différence première, en une étape ou en deux étapes, risque de manquer de robustesse, à cause de la qualité des instruments en niveau, qui sont souvent faiblement corrélés avec leur valeur en différence, et ce, même s'ils demeurent plus pertinents que les instruments externes, à l'instar de ceux utilisés dans les méthodes 2SLS et 3SLS, en termes de robustesse (Blundell et Bond, 1998 ; Hsiao, 2007).

Ce problème afférent à la qualité des instruments, Blundell et Bond (1998) l'ont théoriquement résolu en combinant l'usage des instruments en niveau avec ceux en différence. Techniquement, ceci revient à estimer simultanément deux équations du modèle en question : l'une représente les variables du modèle en différence et l'autre les reprend en niveau.

Le système d'équations s'écrit comme suit :

$$\begin{cases} PFE_{it} = \beta_0 + \tau PFE_{it-1} + \beta_1 PSE_{it} + \beta' X_{it} + \mu_i + \lambda_t + \eta_{it} \\ \Delta PFE_{it} = \tau \Delta PFE_{it-1} + \beta_1 \Delta PSE_{it} + \beta' \Delta X_{it} + \Delta \lambda_t + \Delta \eta_{it} \end{cases} \quad (22)$$

Sous les hypothèses suivantes :

$$E [PFE_{it+q} \mu_i] = E [PFE_{it+q} \eta_{it}] \text{ et } E [X_{it+q} \mu_i] = E [X_{it+q} \eta_{it}] \quad \forall p \text{ et } q, \text{ avec } X \text{ la matrice des variables explicatives} \quad (23)$$

Et :

$$E [(PFE_{it-s} - PFE_{it-s+1}) (\mu_i + \eta_{it})] = 0 \text{ et } E [(X_{it-s} - X_{it-s+1}) (\mu_i + \eta_{it})] = 0 \text{ pour } s=1, \text{ avec } X \text{ la matrice des variables explicatives} \quad (24)$$

Ainsi, comme indiqué par Wooldridge (2016), Sande et Ghosh (2018), Roodman (2018) et Gaies (2022), la méthode GMM system permet d'obvier au problème d'endogénéité à travers un développement de la technique des variables instrumentales (voir page 107) qui consiste à générer des instruments internes, endogènes au modèle. Plus précisément, les variables de l'équation en différence (équation (18)) seront instrumentées par leurs valeurs en niveau et, parallèlement, les variables de l'équation en niveau (équation (11)) seront instrumentées par leurs valeurs en différence (équation (22)), sous l'hypothèse de leur quasi-stationnarité, ce qui re-

vient à supposer que la corrélation entre les variables explicatives de l'équation en niveau et l'effet individuel ne varie pas dans le temps (équations (23) et (24)).

En utilisant les simulations de Monte Carlo<sup>13</sup>, Blundell et Bond (1998) ont trouvé que l'estimateur GMM system est plus efficace et robuste que l'estimateur GMM en différence première. De plus, comme pour l'estimateur GMM en différence première, l'estimateur GMM system en deux étapes est plus efficace asymptotiquement que l'estimateur GMM system en une étape.

Par ailleurs, deux principaux tests sont associés à la méthode GMM system :

1. Le test de sur-identification du modèle (Hansen-test), au travers duquel on vérifie la validité des instruments utilisés, dans le sens où ils doivent être corrélés avec les variables instrumentées et non avec le terme d'erreur (Hansen, 1982)<sup>14</sup>.
2. Le test d'autocorrélation des erreurs d'Arellano et Bond (1991) (AR2), qui teste la corrélation sérielle de premier ordre des résidus en niveau, en testant la corrélation sérielle de second ordre des erreurs en différence, étant donné que les termes d'erreur exprimés en différence première sont corrélés en premier ordre, de par la construction de l'estimateur GMM system.

Suite à l'analyse du biais d'endogénéité dans les études de la relation PSE-PFE basées sur des données de panel, nous pouvons dire que, pour traiter de ce biais et prévenir des erreurs tant scientifiques que managériales, quatre recommandations sont mises en exergue, à savoir :

1. L'insertion de plusieurs variables alternatives de PFE et PSE dans le modèle estimé,

2. L'insertion de davantage de variables de contrôle dans le modèle reflétant les phénomènes interactionnels d'une entreprise avec son micro- et macro-environnement,

3. Le développement d'une spécification en panel dynamique qui prend en considération l'effet stochastique de la PFE,

4. L'utilisation de la méthode GMM system en deux étapes, avec la vérification de la sur-identification du modèle et de la non-corrélation sérielle de second ordre des termes d'erreurs en différence.

## Conclusion

Cet article méthodologique s'est penché sur les causes, formes et conséquences du biais d'endogénéité entachant nombre de modèles économétriques utilisés dans l'étude empirique de la relation entre Performance Sociale et Performance Économique.

Il présente des démonstrations statistiques des sources potentielles d'endogénéité (i.e., omissions de variables, simultanéité, erreurs de mesures). Tout particulièrement, notre étude met en relief la tendance de la plupart des travaux antérieurs à ignorer les dynamiques sous-jacentes à la performance financière.

Or, la performance financière actuelle dépend de la performance financière antérieure. De même, dès lors que la PSE est considérée comme un processus dynamique dont les impacts opérationnels dépendent majoritairement de pratiques et d'investissements antérieurs et que l'on considère le *Corporate Social Commitment* comme un facteur anticipateur de sa *Corporate Social Performance* à venir (Bruna & Nicolò, 2020), la prise en compte du facteur temporel dans les régressions s'avère fondamentale (Ben Lahouel *et al.*,

13. Les simulations de Monte Carlo sont des techniques mathématiques basées sur des algorithmes permettant de prédire la probabilité d'occurrence d'un événement incertain faisant intervenir des paramètres aléatoires. Les prédictions sont obtenues en recalculant de manière répétée les résultats possibles (des milliers de fois) à partir d'une distribution de probabilité, en utilisant à chaque fois un ensemble différent de paramètres aléatoires. Ainsi, une comparaison de la précision des estimateurs statistiques peut être étudiée à travers ces simulations.

14. Comme pour les méthodes 2SLS et 3SLS, l'usage du Hansen-test à la place du test de sur-identification de Sargan (1958) (Sargan-test) est recommandable. Contrairement au Sargan-test, le Hansen-test est robuste à l'hétéroscédasticité et l'autocorrélation des erreurs.

2019). Qui plus est, il convient de considérer les effets de synchronicité et de dépasser une appréciation exclusivement court-termiste des implications de la PSE sur la PFE. Et ce, en prêtant attention aux effets différés et aux *reverse effects*. Aussi la dimension temporelle mérite-t-elle d'être pleinement considérée afin de prendre le temps de piloter le changement sociétal.

L'article fournit un aperçu des méthodes économétriques les plus utilisées pour y pallier. Enfin, cet article montre la supériorité de la méthode des moments généralisés (GMM) dans les cas d'études basées sur des données de panel.

D'un point de vue économétrique, nous avons montré que les estimateurs standards tels que les OLS ou les GLS utilisés dans les études antérieures sont inconsistants ou non-convergeants de par la nature de leur construction en raison du biais d'endogénéité ; d'où le recours aux méthodes basées sur les variables instrumentales (2SLS, 3SLS, GMM). Néanmoins, les principales méthodes économétriques basées sur la technique des variables instrumentales, telles que les méthodes 2SLS et 3SLS, ne permettent pas de corriger l'endogénéité dynamique et sont appliquées dans des spécifications de panel statique. D'où la supériorité de l'estimateur GMM dans le cas d'un panel dynamique.

Cependant, la validité des estimations GMM est conditionnée par la validité des instruments et l'absence de corrélation sérielle de second ordre des erreurs en différence. Ces deux conditions sont vérifiées respectivement au moyen du test de sur-identification de Hansen et du test d'autocorrélation des erreurs d'Arellano et Bond.

En synthèse, cet article plaide pour une meilleure modélisation économétrique dans le but de parfaire notre compréhension des mécanismes présidant aux relations entre PSE et PFE. Aussi la réalisation d'études sérieuses sur le lien PSE-PFE dépend-elle de trois éléments : i) la prise de conscience par les chercheurs de l'existence d'un biais d'endogénéité, ii) la compréhension de sa source, et iii) l'identification des techniques de traitement appropriées.

## Références bibliographiques

Antonakis, J., Bendahan, S., Jacquart, P., & Lalive, R. (2014). And solutions. *The Oxford Handbook of Leadership and Organizations*, 93.

Arellano, M., & Bond, S. (1991). Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations. *The Review of Economic Studies*, 58(2), 277-297.

Arellano, M., & Bover, O. (1995). Another look at the instrumental variable estimation of error-components models. *Journal of Econometrics*, 68(1), 29-51.

Attig, N., Boubakri, N., El Ghouli, S., & Guedhami, O. (2016). Firm internationalization and corporate social responsibility. *Journal of Business Ethics*, 134(2), 171-197.

Bascle, G. (2008). Controlling for endogeneity with instrumental variables in strategic management research. *Strategic Organization*, 6(3), 285-327.

Bénabou, R., & Tirole, J. (2010). Individual and corporate social responsibility. *Economica*, 77(305), 1-19.

Benlemlih, M., & Bitar, M. (2018). Corporate social responsibility and investment efficiency. *Journal of Business Ethics*, 148(3), 647-671.

Bhandari, A., & Javakhadze, D. (2017). Corporate social responsibility and capital allocation efficiency. *Journal of Corporate Finance*, 43, 354-377.

Blundell, R., & Bond, S. (1998). Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models. *Journal of Econometrics*, 87(1), 115-143.

Bond, S. R. (2002). Dynamic panel data models: a guide to micro data methods and practice. *Portuguese Economic Journal*, 1(2), 141-162.

Brammer, S., & Millington, A. (2008). Does it pay to be different? An analysis of the relationship between corporate social and financial performance. *Strategic Management Journal*, 29(12), 1325-1343.

Bruna M. G. (2022), *Des dynamiques d'alignement, des cercles d'apprentissage et des boucles régulateurs. Proposition d'une méthode de conduite du changement en matière de diversité en entreprise*, Manuscrit d'Habilitation à Diriger les Recherches en Sciences de Gestion, sous la coordination du Prof. J.-F. Chanlat, Paris, Université Paris-Dauphine-PSL, 14 Février 2022.

Bruna M. G. (2019), Auditer les quatre piliers de la RSE pour bâtir l'entreprise de demain. Introduction au cahier spécial 'Les nouveaux défis de la RSE', *Gestion 2000*, 36(1), 19-36.

Bruna, M. G., & Ben Lahouel, B. (2022). CSR & financial performance: Facing methodological and modeling issues commentary paper to the eponymous FRL article collection. *Finance Research Letters*, 44, 102036.

Bruna, M. G., & Nicolò, D. (2020). Corporate Reputation and Social Sustainability in the early stages of start-ups: a theoretical model to match stakehold-



- ers' expectations through Corporate Social Commitment. *Finance Research Letters*, 101508.
- Cai, L., Cui, J., & Jo, H. (2016). Corporate environmental responsibility and firm risk. *Journal of Business Ethics*, 139(3), 563-594.
- Carroll, A. B. (1991). The pyramid of corporate social responsibility: Toward the moral management of organizational stakeholders. *Business horizons*, 34(4), 39-48.
- Crane, A., Henriques, I., Husted, B. W., & Matten, D. (2017). Measuring corporate social responsibility and impact: Enhancing quantitative research design and methods in business and society research. *Business and Society*, 56(6), 787-795.
- Elkington, J. (1998). Partnerships from cannibals with forks: The triple bottom line of 21st-century business. *Environmental Quality Management*, 8(1), 37-51.
- Flannery, M. J., & Hankins, K. W. (2013). Estimating dynamic panel models in corporate finance. *Journal of Corporate Finance*, 19, 1-19.
- Gaies, B. (2021). Curse or blessing: how do oil price fluctuations influence financial development in low- and middle-income net oil-exporting countries?. *Economics Bulletin*, 41(2), 751-763.
- Gaies, B. (2022). Reassessing the impact of health expenditure on income growth in the face of the global sanitary crisis: the case of developing countries. *The European Journal of Health Economics*, 1-22.
- Gaies, B. & Nabi, M-S. (2021). Banking crises and economic growth in developing countries: Why privileging foreign direct investment over external debt?. *Bull Econ Res*. 2021;1 26. <https://doi.org/10.1111/boer.12271>
- Gaies, B., & Jahmane, A. (2022). Corporate social responsibility, financial globalization and bank soundness in Europe—Novel evidence from a GMM panel VAR approach. *Finance Research Letters*, 47, 102772.
- García-Castro, R., Arino, M. A., & Canela, M. A. (2010). Does social performance really lead to financial performance? Accounting for endogeneity. *Journal of Business Ethics*, 92(1), 107-126.
- Hamilton, B. H., & Nickerson, J. A. (2003). Correcting for endogeneity in strategic management research. *Strategic Organization*, 1(1), 51-78.
- Hansen, L. P. (1982). Large sample properties of generalized method of moments estimators. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1029-1054.
- Hsiao, C. (2007). Panel data analysis—advantages and challenges. *Test*, 16(1), 1-22.
- Igalens, J., & Gond, J. P. (2005). Measuring corporate social performance in France: A critical and empirical analysis of ARESE data. *Journal of Business Ethics*, 56(2), 131-148.
- Jahmane, A. & Gaies, B. (2020). Corporate social responsibility, financial instability and corporate financial performance: linear, non-linear and spillover effects—The case of the CAC 40 companies. *Finance Research Letters*, 101483.
- Jean, R. J. B., Deng, Z., Kim, D., & Yuan, X. (2016). Assessing endogeneity issues in international marketing research. *International Marketing Review*, 33(3), 483-512.
- Kennedy, P. (2008). *A guide to econometrics* (vol. 2<sup>nd</sup> ed.). Oxford, UK: Blackwell.
- Ketokivi, M., & McIntosh, C. N. (2017). Addressing the endogeneity dilemma in operations management research: Theoretical, empirical, and pragmatic considerations. *Journal of Operations Management*, 52, 1-14.
- Lahouel, B. B., Gaies, B., Zaied, Y. B., & Jahmane, A. (2019). Accounting for endogeneity and the dynamics of corporate social—corporate financial performance relationship. *Journal of Cleaner Production*, 230, 352-364.
- Li, F. (2016). Endogeneity in CEO power: A survey and experiment. *Investment Analysts Journal*, 45(3), 149-162.
- Margolis, J. D., & Walsh, J. P. (2003). Misery loves companies: Rethinking social initiatives by business. *Administrative Science Quarterly*, 48(2), 268-305.
- McWilliams, A., & Siegel, D. (2000). Corporate social responsibility and financial performance: correlation or misspecification? *Strategic Management Journal*, 21(5), 603-609.
- Nadeem, M., Zaman, R., & Saleem, I. (2017). Boardroom gender diversity and corporate sustainability practices: Evidence from Australian Securities Exchange listed firms. *Journal of Cleaner Production*, 149, 874-885.
- Orlitzky, M. (2011). Institutionalized dualism: statistical significance testing as myth and ceremony. *Journal of Management Control*, 22(1), 47.
- Orlitzky, M., Schmidt, F. L., & Rynes, S. L. (2003). Corporate social and financial performance: A meta-keto-analysis. *Organization studies*, 24(3), 403-441.
- Pelozo, J. (2009). The challenge of measuring financial impacts from investments in corporate social performance. *Journal of Management*, 35(6), 1518-1541.
- Roodman, D. (2018). *xtabond2: Stata module to extend xtabond dynamic panel data estimator*. Boston College Department of Economics.
- Rost, K., & Ehrmann, T. (2017). Reporting biases in empirical management research: The example of win-win corporate social responsibility. *Business & Society*, 56(6), 840-888.
- Sande, J. B. & Ghosh, M. (2018). Endogeneity in survey research. *International Journal of Research in Marketing*, 35(2), 185-204. doi: 10.1016/j.ijres-mar.2018.01.005
- Sargan, J. D. (1958). The estimation of economic relationships using instrumental variables. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 393-415.

Semadeni, M., Withers, M. C., & Trevis Certo, S. (2014). The perils of endogeneity and instrumental variables in strategy research: Understanding through simulations. *Strategic Management Journal*, 35(7), 1070-1079.

Shahzad, A. M., & Sharfman, M. P. (2017). Corporate social performance and financial performance: Sample-selection issues. *Business & Society*, 56(6), 889-918.

Shaver, J. M. (1998). Accounting for endogeneity when assessing strategy performance: Does entry mode choice affect FDI survival? *Management Science*, 44(4), 571-585.

Siddiqui, D. A., & Ahmed, Q. M. (2013). The effect of institutions on economic growth: A global analysis based on GMM dynamic panel estimation. *Structural Change and Economic Dynamics*, 24, 18-33.

Ullah, S., Akhtar, P., & Zaefarian, G. (2018). Dealing with endogeneity bias: The generalized method of moments (GMM) for panel data. *Industrial Marketing Management*, 71, 69-78.

Van Beurden, P., & Gössling, T. (2008). The worth of values—a literature review on the relation between corporate social and financial performance. *Journal of Business Ethics*, 82(2), 407.

Waddock, S. A., & Graves, S. B. (1997). The corporate social performance—financial performance link. *Strategic Management Journal*, 18(4), 303-319.

Windmeijer, F., Farbmacher, H., Davies, N. & Davey Smith, G. (2019). On the use of the lasso for instrumental variables estimation with some invalid instruments. *Journal of the American Statistical Association*, 114(527), 1339-1350. doi: 10.1080/01621459.2018.1498346

Wintoki, M. B., Linck, J. S., & Netter, J. M. (2012). Endogeneity and the dynamics of internal corporate governance. *Journal of Financial Economics*, 105(3), 581-606.

Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory econometrics: A modern approach*. Nelson Education. Retrieved from <https://www.cengage.uk/shop/isbn/9781337558860>

Wood, D. J. (1991). Corporate social performance revisited. *Academy of Management Review*, 16(4), 691-718.

Wood, D. J., & Jones, R. E. (1995). Stakeholder mismatching: A theoretical problem in empirical research on corporate social performance. *The International Journal of Organizational Analysis*.

Wooldridge J.M. (2002). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. MIT Press Cambridge, Massachusetts.

Zaefarian, G., Kadile, V., Henneberg, S. C., & Leischnig, A. (2017). Endogeneity bias in marketing research: Problem, causes and remedies. *Industrial Marketing Management*, 65, 39-46.

#### **Maria Giuseppina BRUNA**

Professeure HDR en Management, Directrice des Ressources Stratégiques, de la R&D, des Chaires et de la RSE de l'IPAG Business School.

Spécialiste du pilotage et de l'audit des démarches de diversité, de la prospective des organisations et de la RSE, elle dirige la Chaire IPAG 'Entreprise Inclusive', plateforme partenariale explorant les défis croisés de l'agilité et de l'inclusion, de la responsabilité et de la soutenabilité en entreprises. Parmi ses partenaires : le PNUD, l'Agence Erasmus+, l'AGEFIPH, la Fondation Égalité Mixité, les Groupes TotalEnergies, CAMFIL et VYV, la Fondation Michelin et la CFTC Transports. Auteure de 65 articles et chapitres d'ouvrages (*Int. Rev. Financ. Anal.*, *Annals of Oper. Res.*, *Europ. Manag. Review*, *Small Business Econ.*, *Journal of App. Account. Res.*, *Management & Avenir*, *RIMHE*, *RIPCO*...), elle siège au Comité de Rédaction de *Management & Sciences Sociales* et au Comité éditorial de *Gestion 2000*. *Guest Editor* de 16 *special issues*, elle est *Associate Editor* de *Finance Research Letters*. Chercheuse engagée, elle a donné 120 conférences publiques dans ses domaines de prédilection et rédigé (ou dirigé) autant de livrables d'expertise. Elle est régulièrement consultée par les partenaires sociaux, les Institutions françaises et internationales.

#### **Béchir BEN LAHOUEL**

Professeur Associé de Finance, Éthique des affaires et RSE à l'IPAG Business School. Titulaire d'un Doctorat en Sciences de Gestion de l'Université de Corse Pasquale Paoli. Ses recherches s'intéressent essentiellement à la RSE, aux mesures d'efficacité des organisations et aux mesures d'impact des programmes RSE. Ses travaux sont publiés notamment dans *Question(s) de Management*, *Energy Economics*, *Economic Modelling*, *Journal of Business Research*, *Annals of Operations Research*, *Journal of Environmental Management*, *Expert Systems with Applications*, *Technological Forecasting and Social Change*, *Finance Research Letters*, *Journal of Organizational Change Management*, *Journal of Cleaner Production*, *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, *Environmental Modeling & Assessment*, etc.

#### **Brahim GAIES**

Enseignant-chercheur en sciences économiques à l'IPAG Business School Paris. Il est titulaire d'un doctorat en économie appliquée de l'Université Paris Nanterre et est qualifié aux fonctions de maître de conférences par le Conseil National des Universités (CNU) en France. Il a enseigné dans des universités et des écoles de commerce en France et à l'étranger, telles que l'Université de Tunis, l'IESEG School of Management (Paris), l'Université Paris Nanterre ou l'Université Paris 8. Il a assuré des enseignements en techniques quantitatives, macroéconomie et économie de développement, ainsi qu'en microéconomie, en finance d'entreprise et marchés financiers. Ses domaines de recherche portent globalement sur la mondialisation financière et ses crises, l'économie du développement et la macroéconomie de l'entrepreneuriat. Ses recherches reposent principalement sur des méthodes quantitatives et privilégient les approches interdisciplinaires. Elles sont publiées dans des revues internationales à comité de lecture classées par le CNRS et la FNEGE.