



**HAL**  
open science

# La mise en équivalence dans les comptes consolidés permet-elle la manipulation du chiffre d'affaires et du résultat consolidés ? : le cas des groupes cotés en Europe

Véronique Darmendrail, Frederic Pourtier

## ► To cite this version:

Véronique Darmendrail, Frederic Pourtier. La mise en équivalence dans les comptes consolidés permet-elle la manipulation du chiffre d'affaires et du résultat consolidés ? : le cas des groupes cotés en Europe. La comptabilité face aux crises, 2021, LYON, France. hal-03361453

**HAL Id: hal-03361453**

**<https://hal.science/hal-03361453>**

Submitted on 1 Oct 2021

**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.

# La mise en équivalence dans les comptes consolidés permet-elle la manipulation du chiffre d'affaires et du résultat consolidés ? : le cas des groupes cotés en Europe

## *Does the Equity Method in the consolidated statements allow revenues and income management?: the case of groups listed in Europe*

Véronique Darmendrail, Professeur agrégé et doctorante, Univ. Bordeaux, IRGO, EA 4190, F-33000 Bordeaux, France, [veronique.darmendrail@u-bordeaux.fr](mailto:veronique.darmendrail@u-bordeaux.fr)

Frédéric Pourtier, Professeur des Universités, Univ. Bordeaux, IRGO, EA 4190, F-33000 Bordeaux, France, [frederic.pourtier@u-bordeaux.fr](mailto:frederic.pourtier@u-bordeaux.fr)

Ce projet est financé par l'ANC

### **Résumé**

Ce travail étudie les manipulations de résultat (RN) et de chiffre d'affaires (variation du CA) que permet la mise en équivalence dans les comptes consolidés. L'étude est focalisée sur leur manipulation autour d'un seuil particulier : 0. Elle emprunte aux méthodologies d'étude des seuils de Burgastahler et Dichev (1997), Vidal (2010) mais aussi à la méthode ROGME de Rousselet (2017) qui analyse les différences de distributions de manière originale. Dans les cas des groupes cotés en Europe, peu d'études se sont intéressées à ce sujet. Par ailleurs assez peu de recherches étudient la manipulation du chiffre d'affaires, et aucune dans le cas des groupes utilisant la mise en équivalence. Les résultats confirment que cette méthode permet de manipuler le résultat et le chiffre d'affaires autour du seuil de 0 et plaident pour une interrogation fondamentale sur sa légitimité en consolidation.

**Mots clés :** manipulation du chiffre d'affaires, manipulation du résultat, mise en équivalence

### **Abstract**

This paper studies the earnings management and the turnover management (change in turnover) allowed by the equity method in the consolidated statements. The study is focused on their manipulation around a particular threshold: 0. It uses the threshold study methodologies of Burgastahler and Dichev (1997), Vidal (2010) but also from the ROGME method of Rousselet (2017) which analyses differences in distributions in an original way. In the cases listed groups in Europe, little research has been interested in this subject. In addition, relatively little research studies the turnover management, and none in the case of groups using the equity method. The results confirm that this method makes the result and the turnover around the threshold of 0 possible to manage and underlines the fundamental question on its legitimacy in consolidation.

**Key words :** revenues management, earnings management, equity method

## Introduction

Cette recherche a pour objectif de montrer que la mise en équivalence (ME) permet de manipuler certains flux essentiels de la communication financière : le chiffre d'affaires (CA) et le résultat net (RN).

À périmètre constant, la mise en équivalence ne devrait pas influencer mécaniquement le résultat ni sa variation. Normalement le résultat net part du groupe est le même quelle que soit la méthode de consolidation.

Néanmoins, même à périmètre constant, la ME peut affecter sensiblement d'autres soldes intermédiaires et en particulier le chiffre d'affaires (CA) et ce, pour deux raisons :

- Lorsque la ME est pratiquée au détriment de la méthode d'intégration proportionnelle (IP), le CA, l'EBE, le Résultat opérationnel sont affectés par la non-intégration des flux des filiales concernées (*Joint-venture* en IFRS 11 par exemple).
- En raison de la non élimination des opérations réciproques faites avec les sociétés ME, un groupe peut ajuster son CA par le pilotage<sup>1</sup> des ventes faites à ses entités associées ou à ses partenariats.

Mais la ME peut aussi permettre de piloter/manipuler le RN en raison de plusieurs éléments :

- Le pilotage des opérations intra-groupes de type « vente » affectent le CA et mécaniquement le RN comme le rappelle l'exemple proposé en section 1.1. En augmentant le CA du vendeur (groupe intégré) par une opération *vente*, il ne diminue le RN des filiales acheteuses consolidé de manière symétrique qu'en proportion du taux  $t\%$  de ME (après IS au taux T), et au final, le RN part du groupe est augmentée de :  $vente \times (1-T) * t\%$ .
- Les modalités précises d'élimination des flux intra-groupes avec marge interne (ventes d'actifs avec plus-value par exemple) ne sont pas claires en IFRS alors qu'en CRC 99-02 elles sont mieux spécifiées<sup>2</sup>. On observe plus des positions de place pour les traiter que des solutions univoques<sup>3</sup>.
- Beaucoup de filiales ME sont étrangères (chinoises notamment) et le contrôle des comptes locaux n'est pas maîtrisé (ou réalisable) dans certains cas au point qu'il est parfois difficile de retraiter les opérations internes de manière systématiques.

Il est donc légitime de s'interroger sur le rôle potentiel de la ME pour manipuler les indicateurs de performance et plus particulièrement le résultat net et le chiffre d'affaires. Notre question de recherche est la suivante : les groupes qui pratiquent la ME manipulent-ils plus leur CA et le RN que les autres ?

Les questions abordées sont importantes car elles enrichissent le thème peu exploité de la ME. Elles éclairent d'un regard nouveau le champ de recherche sur les manipulations comptables en se focalisant sur des leviers inhabituels dans la littérature : les arbitrages de méthodes de consolidation. Enfin, elles proposent un focus sur un sujet très peu abordé en soi : la manipulation du CA. En effet, celui-ci est en général étudié comme levier de gestion du RN et non comme objet de manipulation en tant que donnée financière centrale dans le *reporting* des groupes.

---

<sup>1</sup> *Pilotage* exprime les actions qui ont pour but de gérer les données comptables (CA) sans un réel besoin ou une motivation économique et commerciale. En ce sens, *pilotage* s'inscrit dans le *real earnings management*. Il permet d'alterner avec *manipulation*. Le terme même nous a été suggéré par un professionnel d'une grande banque.

<sup>2</sup> Le CRC précise comment éliminer les plus-values (sur titres mis en équivalence ou en produit constaté d'avance) alors que les IFRS restent allusifs.

<sup>3</sup> Florent Geissert (2019).

L'étude menée présente les principaux champs de littérature sur l'*earnings* et le *real earnings management* mais ne reprendra pas ses approches classiques en raison des critiques qui leur sont faites ou de la difficulté qu'il y a à les transposer formellement à la ME. La méthodologie retenue s'appuie sur des approches moins diffusées mais plus appropriées : étudier les irrégularités de distributions de résultats et des variations de CA puis, comparer celles-ci pour les entreprises n'utilisant pas la mise en équivalence (nommées : code 0) et celles qui la pratiquent (nommées : code 1) autour d'un seuil particulier. L'objectif est de démontrer la gestion/manipulation d'indicateurs via la ME et non de quantifier avec précision les volumes manipulés. La méthodologie par les seuils est donc adaptée (Chalayer-Rouchon et *al.*, 2001, p.235-249).

Pour étudier les différences de distribution dans les deux sous-populations (code 0 et code 1), il était utile de recourir à une étude graphique permettant d'aller au-delà des analyses classiques de différences de moyennes ou de variances. La méthodologie est largement fondée sur celle retenue par Burgstahler et Dichev (1997) et reprise par Vidal (2008, 2010). La méthodologie graphique développée par Rousselet (2017) pour comparer finement des distributions dans le contexte des neurosciences est partiellement utilisée pour notre analyse.

Le plan du travail est le suivant : le cadre théorique et académique est rappelé en section 1 ainsi que les méthodologies associées aux études de seuils sur la manipulation du résultat. La section 2 présente les hypothèses de recherche et la méthodologie proposée. La section 3 présente les résultats. Une discussion et des propositions normatives sont développées en section 4.

## 1- Cadre théorique et méthodologique

Cette partie présente tout d'abord les aspects comptables et techniques justifiant que l'on s'intéresse à la manipulation du CA et du RN par la ME sous forme d'un exemple simple. Puis, une revue rapide des travaux qui ont étudié la manipulation du CA et du résultat en général (sans ME) est proposée comme constituant un cadre global de recherche et d'interrogations. Cette revue rappelle, brièvement, les principaux résultats sur le thème du *earnings management* et du *real earnings management* pour se concentrer sur une veine particulière de recherche : celle qui étudie les manipulations autour d'un seuil particulier. Enfin, les quelques recherches qui ont traité de la gestion des résultats dans le cas de la ME sont rappelées pour souligner l'intérêt du sujet et les opportunités de champs d'études.

### 1.1 – Faisabilité de la manipulation du CA et du RN par la ME : illustration

L'exemple suivant illustre les impacts de la gestion d'un transfert intra-groupe piloté par la société mère M sur le CA et le RN de F, mise en équivalence.

**Enoncé :** le groupe M met en équivalence la société F détenue à 50%. Deux scénarios sont envisagés : la consolidation par mise en équivalence des comptes sans opération réciproque pilotée par M, puis la consolidation en cas de vente (100) de M à F volontairement réalisée pour gérer le CA. Le taux d'IS est de 28% pour simplifier.

Les comptes de M et F sont les suivants en l'absence de vente intra-groupe :

Comptes sociaux			Comptes consolidés	
	M	F	ME sans vente intra-groupe	
Ventes	1000	1000	Ventes	1000
Charges Op.	800	800	Charges Op.	800
Rlt Op.	200	200	Rlt Op.	200
Intérêts	0	0	Intérêts	0
			Rlt courant des sociétés intégrées	200
RCAI	200	200	IS	56
IS	56	56	RN sociétés intégrées	144
			Quote-part de RN ME	72 <sup>(1)</sup>
RN	144	144	RN part du groupe	216,0

*(1) 72 = 50% \* 144*

En supposant que M impose une vente à F (et ait assez de pouvoir de contrôle), les comptes sociaux puis les comptes consolidés sont affectés. En effet, cette vente n'est pas éliminée et affecte donc les produits de M et, de manière symétrique, les charges de F. Le résultat de cette dernière est donc réduit mais n'étant pris en compte qu'à 50%, le solde final est favorable en consolidation (en gras les impacts de l'opération) :

Comptes sociaux			Comptes consolidés	
	M	F	ME avec vente intra-groupe	
Ventes	<b>1100</b>	1000	Ventes	<b>1100</b>
Charges Op.	800	<b>900</b>	Charges Op.	800
Rlt Op.	<b>300</b>	<b>100</b>	Rlt op.	<b>300</b>
Intérêts	0	0	Intérêts	0
			Rlt courant des sociétés intégrées	300
RCAI	300	100	IS	84
IS	84	28	RN sociétés intégrées	<b>216</b>
RN	<b>216</b>	<b>72</b>	Quote part de RN ME	<b>36<sup>(1)</sup></b>
			RN part du groupe	<b>252</b>

*(1) 36 = 50% \* 72*

La vente intra-groupe pilotée par M améliore le CA de M de 100 (passant de 1000 à 1100) et le RN de cette dernière de 36, soit 50% de la vente nette d'IS, c'est-à-dire, 50%\*100\*(1-

28%). Si F avait été intégrée proportionnellement, la vente de M aurait été éliminée à 50% (ou totalement selon la situation de vente similaire faite par les autres *coventurers*).

Cette simulation montre simplement que la ME peut être en théorie utilisée comme moyen de manipulation du CA et du RN si le groupe dispose des leviers de pouvoir ad hoc. Elle donne un éclairage intéressant à la synthèse des travaux qui va suivre, lesquels ont peu étudié la gestion du CA, et pas dans le contexte de la ME, ou ont étudié la gestion du RN mais assez peu dans le cas de la ME et dans un nombre de contextes réduit.

## 1.2 - La manipulation du Chiffre d'affaires (CA) : revue de la littérature

Le thème du CA est peut-être moins classique et plus récent que celui du résultat. Il a donc à ce jour reçu beaucoup moins d'attention et n'y est d'ailleurs en général associé que comme levier de manipulation de ce dernier. En effet, l'essentiel des recherches s'est focalisé sur une approche globale des manipulations de résultat et beaucoup moins sur des *accruals* spécifiques, même si le levier discrétionnaire que représente la gestion du CA est reconnu (Giedt, 2018). Pourtant, Turner et *al.* (2001)<sup>4</sup> soulignent déjà que c'est l'élément le plus manipulé. De même pour Stubben (2010), le CA est le facteur dont l'ajustement est le plus impactant sur le résultat et l'auteur montre que la prise en compte de sa manipulation permet d'avoir des modèles d'analyse de gestion de résultat plus pertinents. De son côté, Caylor (2010) montre que les managers gèrent le CA pour éviter des résultats négatifs inattendus. Dechow et *al.* (2011) confirment le rôle central du CA puisque 59,5% de leur échantillon de firmes ayant déposé des états financiers erronés et identifiés par la SEC avaient déclaré un CA faux. Ces manipulations du CA incluent notamment la reconnaissance anticipée de ventes et des ventes fictives. Les auteurs concluent aussi que la majoration du CA est la manipulation comptable la plus courante avec la minoration des dépenses. Les enjeux du *reporting*, de la manipulation du CA, et de la normalisation de sa reconnaissance (IFRS 15) sont étudiés par Wagenhofer (2014). Enfin, selon Giedt (*op.cit.*), la complexité des règles actuelles de reconnaissance du CA<sup>5</sup> favorise les pratiques discrétionnaires et est potentiellement une source d'asymétrie d'information avec les parties prenantes. Les modèles que l'auteur développe montrent l'intérêt qu'il y a à s'intéresser au CA comme source première de manipulation du résultat.

## 1.3- Rappels sur les études en *earnings* et *real earnings management*

L'ensemble des recherches confirme la propension des firmes à manipuler le résultat. Une partie importante des travaux sur son lissage ou sa maximisation s'appuie sur le principe d'*accruals*, c'est-à-dire d'éléments éloignant le résultat (flux potentiel) du flux de trésorerie (flux réel), entre autres initié par Healy (1985), et démocratisé par Jones (1991), synthétisé par Healy et Wahlen (1999). Jeanjean (2001), Cormier et Martinez (2006), Mard et Marsat (2012), Verdier, M. A., Boutant, J. (2015), Capkun, Collins et Jeanjean (2016), utilisent le principe des *accruals*. Les manipulations de résultats sont en général étudiées à la faveur d'événements (changement de normes, OPA, OPR, introduction en bourse...) ou en fonction de profils ou de déterminants particuliers (structure actionnariale, endettement et contraintes contractuelles, etc.) en relation avec les préceptes de la théorie positive comptable (Watts et Zimmerman, 1986).

---

<sup>4</sup> Cités par Stubben (2010).

<sup>5</sup> IFRS 15, ASC 605 en US GAAP.

Cependant, le manque de robustesse, de complétude (omission de variables), les problèmes de spécification des modèles amènent des auteurs comme Dechow et al (2012) ou Giedt, (2018) à proposer d'autres approches. Dans ce sens, les études de seuil ont constitué des approches alternatives évitant les écueils des méthodologies basées sur les *accruals* : les travaux de Burgstahler et Dichev (1997), sur lesquels se base cette étude, en sont l'exemple type.

#### 1.4- La gestion du résultat autour d'un seuil

La gestion du résultat a été étudiée via l'étude des irrégularités de dispersion de résultats, en particulier autour de trois seuils : le seuil du résultat nul, le seuil de variation nulle du résultat ainsi que le seuil des erreurs nulles de prévisions (Vidal, 2010). Conformément au cadre théorique retenu par Burgstahler et Dichev (1997), ceci peut s'expliquer par la théorie des coûts de transaction mais aussi par la théorie des perspectives (*prospect theory*) de Kahneman et Tversky (1979). Selon cette théorie, les individus prennent leurs décisions, non en fonction des gains et des pertes par rapport à un niveau de performance dans l'absolu, mais par rapport à un point de référence. La fonction de valeur individuelle est alors concave en gain et convexe en perte (en forme de S). Ces fonctions sont donc plus abruptes près des points de référence. Ainsi, pour une augmentation donnée de la richesse, l'augmentation correspondante en valeur est maximale lorsque l'augmentation de la richesse déplace l'individu d'une perte à un gain, par rapport à un point de référence selon Burgstahler et Dichev (*Ibid.*). Ce qui suit est fondé sur leurs travaux et sur Vidal (2010).

##### 1.4.1 – L'analyse des seuils et des irrégularités de distribution.

L'émergence de ces travaux est largement liée aux critiques formulées sur les travaux utilisant les *accruals discrétionnaires*. Les auteurs dont la méthodologie est présentée ci-après ont bien montré les manipulations du RN et de la variation de RN autour de 0. La suite de ce travail est essentiellement axée sur leur méthodologie.

Le principe initial est simple : il s'agit d'étudier les distributions de variables financières (résultat net, RN, et variation de RN dans les travaux fondateurs) et de postuler que les groupes<sup>6</sup> essayent d'éviter des pertes ou des variations négatives de RN (ou d'autres flux). En manipulant leur RN pour éviter le seuil de 0, les sociétés provoquent des irrégularités dans les distributions observées : en d'autres termes, on observe moins de cas sous 0 qu'il ne devrait y en avoir et, en conséquence, plus de cas au-dessus de 0.

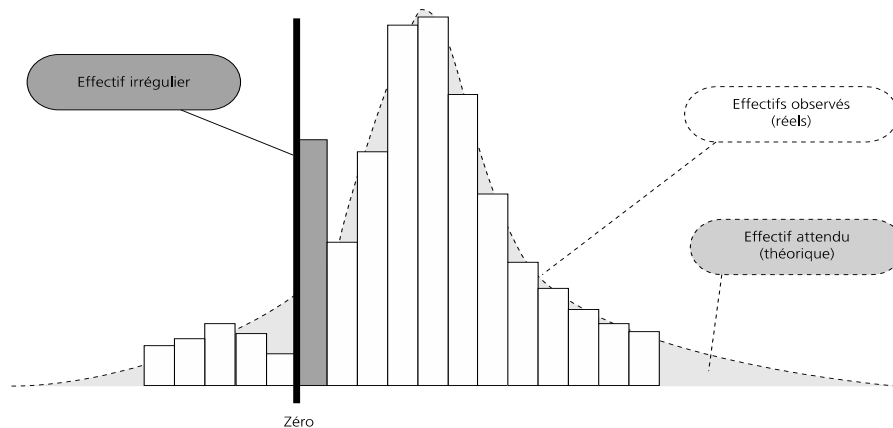
Dans ces études, les irrégularités de distribution du résultat sont analysées comme la preuve d'une manipulation du résultat selon Vidal (2010). Le graphique 1 suivant illustre le principe.

La classe adjacente des valeurs immédiatement inférieures à 0 est sous-représentée alors que celle des valeurs immédiatement supérieures (en grisé) est surreprésentée. En pointillés la courbe de distribution lissée théorique souligne les plages où des effectifs observés seraient manquants et les plages où ils seraient en surnombre : elle met en exergue les irrégularités de distribution.

---

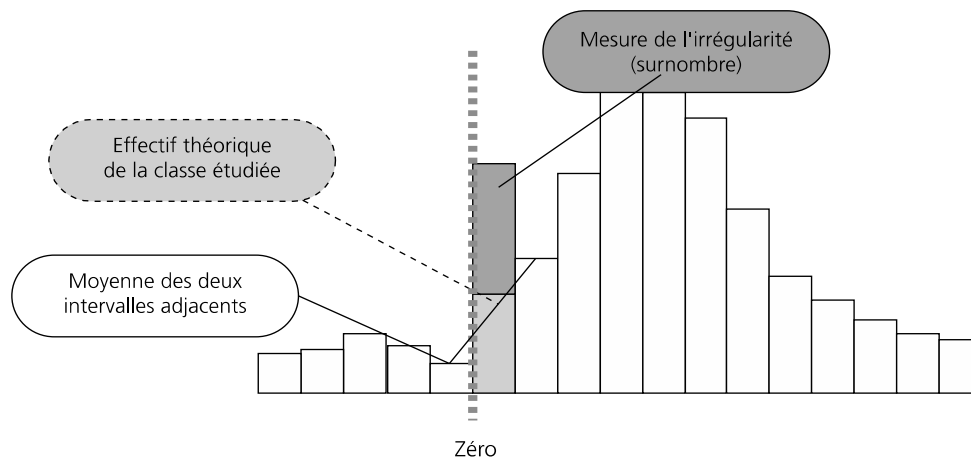
<sup>6</sup> Les auteurs ne font pas la distinction entre société, firme et groupes. Il s'agit de sociétés cotées donc, en pratique, de groupes.

Graphique 1  
Analyse des irrégularités de distribution de résultat (Vidal, 2010)



Si la détection d'irrégularités permet de montrer les manipulations, les travaux ont aussi quantifié les effectifs « déplacés » provoquant ces irrégularités. Postulant au départ implicitement de faibles volumes manipulés, Burgstahler et Eames (2006) ou Vidal (2010) travaillent sur des indicateurs d'asymétrie. Ils cherchent à démontrer la manipulation comptable en faisant un rapport entre l'effectif immédiatement à droite du seuil sur l'effectif immédiatement à gauche du seuil, comme le montre le graphique ci-dessous. La seule hypothèse retenue est que la distribution devrait être lisse en l'absence de manipulation. Le graphique 2 illustre cette approche.

Graphique 2  
Mesure non paramétrique des irrégularités (Vidal, 2010)



Cette démarche est très sensible au choix de la largeur de l'intervalle (Glaum et al., 2004), puisqu'en fonction des années, les irrégularités ne sont pas nécessairement sur les mêmes intervalles. Vidal (*op.cit*) précise qu'il est donc important de retenir une largeur faible d'intervalle de classe (0,005 en général).

Pour quantifier les effectifs manquants à gauche du 0, Vidal (2010) propose d'ajuster les demi-distributions observées (à droite et à gauche de l'axe de symétrie) à des distributions théoriques bien connues (Logistic, Normale, Student, Pareto, etc.). Il retient une demi-distribution de Pareto pour modéliser les demi-distributions gauche et droite observées. Il



mesure ensuite les écarts entre les valeurs observées et théoriques pour estimer les effectifs manquants à gauche du 0 et reportés à droite du 0.

#### 1.4 – La relation *ME - gestion du résultat* : revue de la littérature

Les études citées *supra* ne distinguent pas les caractéristiques des groupes en matière de consolidation. Elles les traitent comme des firmes sans identifier leurs spécificités de groupes et leurs incidences comptables alors que la ME peut être vue comme un *accrual process* selon Eddey et Knapp (2001)<sup>7</sup>.

Peu de travaux se sont explicitement attachés à étudier la manipulation du résultat (ou d'indicateurs de rentabilité) par le biais de la ME. En général, ils étaient associés à une recherche sur la manipulation de la dette par cette même méthode.

Les travaux ont étudié les hypothèses de lissage ou de maximisation du résultat, ou de maximisation de la rentabilité des actifs. Ils ont observé la ME soit comme alternative à la méthode du coût historique (CH), soit comme concurrente de l'intégration proportionnelle (IP) ou globale (IG).

Le traitement des entités associées australiennes par ME ou par CH a été étudié par Tyler (1979) qui montre que l'arbitrage en faveur de ME permet le lissage du résultat. Dans ce même contexte, Zimmer (1994), Gordon et Morris (1996) et Morris et Gordon (2006) montrent que la ME permet de maximiser le RN par rapport au CH. Des conclusions similaires sont avancées par Bohren et Haug (2006) dans le cadre norvégien. Des études sur le lissage du résultat ont été menées sur les sociétés nord-américaines par Copeland et Licastro (1968) et Barefield et Comiskey (1972) mais sans résultat probant, alors que dans le même contexte, Comiskey et Mulford (1986) valident l'hypothèse que la ME permet de maximiser le RN.

Mais ces travaux étudient l'arbitrage ME/CH qui n'est pas formellement possible aujourd'hui (sauf à volontairement maintenir ou faire passer une entité associée sous la barre de 20%).

Plus récemment, Copeland et McKinnon (1987) valident que la ME permet de maximiser les ratios de rentabilité (dans le cas ME vs IG de filiales financières) puis Lourenço et Curto (2010) dans le cas des *joint-ventures* cotées sur le *London Stocks Exchange* (ME vs IP). Le tableau 1 ci-dessous résume ces recherches et leur contexte.

---

7 Cités par Morris et Gordon (2006).

Tableau 1- Synthèse des cas étudiés et des cas non étudiés

Contexte	Méthodes(s)	Lissage	Max RN	Max Rentabilité
<b>Arbitrages ME : période optionnelle</b>	ME vs CH	(ns)Copeland et Licastro (1968)	(+)Comiskey et Mulford (1986)	(-) Lambert et Lambert (2003)
		(ns)Barefield et Comiskey (1972)	(+)Zimmer (1994), (+)Gordon et Morris (1996), (+)Morris et Gordon (2006)	
		(+)Tyler (1979)	(+)Bohren et Haug (2006)	
	ME vs IP	Aucune étude	Aucune étude	(+) Lourenço et Curto (2010)
	ME vs IG	Aucune étude	Aucune étude	(+) Copeland et McKinon (1987)
<b>Pratique de la ME : période obligatoire</b>	ME des associées	Aucune étude	Aucune étude	Aucune étude
	ME des JV	Aucune étude	Aucune étude	Aucune étude

*ns : résultats non significatifs (+) hypothèse d'utilisation de la ME comme base de manipulation validée (-) hypothèse non validée.*

Mais, au final, aucune recherche ne teste explicitement l'hypothèse selon laquelle la ME permet de lisser ou de maximiser le RN en contexte obligatoire dans le cas d'entités associées ou partenaires. De même, les travaux sur le lissage ou la maximisation du RN des entités qui devraient être en IP mais sont en ME, sont absents. Enfin aucune recherche n'aborde explicitement la manipulation du CA.

La recherche proposée dans ce qui va suivre comble donc une partie des lacunes relevées.

En traitant la période 2009-2017, elle analyse deux sous-périodes :

- 2009-2013. Période où la ME était obligatoire pour les associées mais facultative pour les partenariats. Cependant, l'utilisation de l'IP y était très généralisée en France, réduisant essentiellement cette période à une période obligatoire pour les associées. Elle permet donc d'inclure les manipulations de résultat et de CA des entités associées.
- 2014-2017. Période où la ME était à la fois obligatoire pour les associées et pour les partenariats. Elle étend donc la recherche à une période entièrement obligatoire (ou quasiment), absente des contextes de recherche.

Elle aborde aussi la manipulation du CA, sujet absent de la littérature sur la ME et peu développé dans la littérature en général.

## 2- Hypothèses de recherche et méthodologie

Ce travail étudie les distributions des variables : RN, Variation du CA et variation du RN, autour de 0.

### 2.1- Justification des variables étudiées

Si l'étude de RN et variation de RN est déjà inscrite dans les travaux de Burgstahler et Dichev (*op.cit.*) et Vidal (*op.cit.*), celle des variations de CA ne l'est pas et nécessite quelques explications.

Tout d'abord, le CA est un élément central du *reporting* des sociétés et des groupes. Il constitue avec le RN le point d'attention récurrent de la communauté financière et des parties prenantes. Paradoxalement, il n'est que très peu étudié seul comme cela a été rappelé en section 1.2 (hormis, par exemple, le travail de Giedt, 2018), n'étant le plus souvent qu'un accessoire identifié pour manipuler le RN dans les travaux de *real earnings management* comme Stubben (2010), Turner et al. (2001).

Ensuite, c'est par le CA que la manipulation des flux intra-groupes peut avoir le plus d'impact, à la fois sur le CA et sur le RN, comme cela a été évoqué en section 1.1.

Mais travailler sur le seuil particulier de CA à 0 est peu pertinent car les groupes n'ont pas de ventes nulles. C'est donc sur la variation du CA (Var CA) que la notion de seuil prend tout son intérêt<sup>8</sup> si l'on suppose que les groupes ont la même réticence à publier un CA en baisse qu'un RN négatif, par analogie avec les travaux de Burgstahler et Dichev (*op.cit.*) ou Vidal (*op.cit.*)<sup>9</sup> étudiant la manipulation des variations de RN.

### 2.2 – Hypothèses de la recherche

Testant trois variables, trois séries d'hypothèses similaires sont posées mais portant sur des variables différentes. Elles sont les suivantes :

**H1 : Les groupes du code 1 manipulent le RN de manière plus importante que les groupes du code 0 pour éviter un RN négatif (*i.e.* Le report des classes de RN adjacentes inférieures à 0 vers les classes de RN supérieures à 0 est plus fort pour les groupes du code 1 que pour les groupes du code 0).**

**H2 : Les groupes du code 1 manipulent la variation de RN de manière plus importante que les groupes du code 0 pour éviter une baisse de RN (*i.e.* le report des classes de variation de RN adjacentes inférieures à 0 vers les classes de variation de RN supérieures à 0 est plus fort pour les groupes du code 1 que pour les groupes du code 0).**

**H3 : Les groupes du code 1 manipulent le CA de manière plus importante que les groupes du code 0 pour éviter des variations de CA négatives (*i.e.* le report des classes de variation de CA adjacentes inférieures à 0 vers les classes de variation de CA supérieures à 0 est plus fort pour les groupes du code 1 que pour les groupes du code 0).**

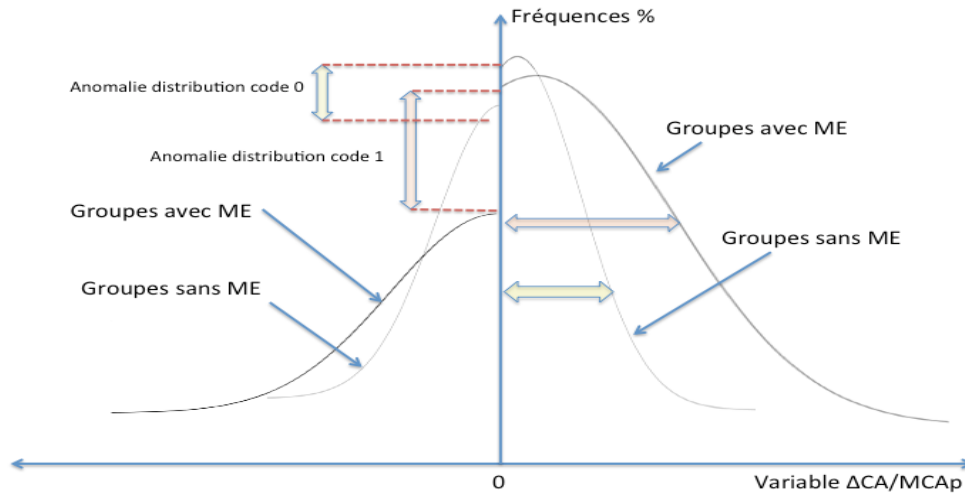
---

<sup>8</sup> On aurait pu toutefois étudier les manipulations de CA pour atteindre les CA prévisionnels divulgués, ou maintenir les variations de CA au-dessus de la médiane du secteur. Ce seront d'autres études.

<sup>9</sup> Notre hypothèse de travail sera que les groupes évitent les variations négatives de CA mais elle n'est pas documentée par des travaux antérieurs à notre connaissance.

Le graphique 3 suivant illustre les configurations génériques<sup>10</sup> que l'étude anticipe avec les décalages et anomalies autour de 0.

Graphique 3- Distributions comparées stylisées de la variable Var CA des codes 0 et 1 et identification des anomalies



Le même schéma générique est attendu pour les variables RN et Var RN.

<sup>10</sup> Il est obtenu à partir de la distribution de *VarCA\_MV\_1* détaillée en section 3.

## 2.3 – Échantillon retenu

Les données sont issues de *InfrontAnalytics* et sont regroupées de 2005 à 2018 pour les groupes cotés en Europe hors secteur financier, assurance et immobilier. S'agissant de travailler sur le seuil de 0, donc plutôt sur le centre des distributions ou à tout le moins sur une fourchette qui inclut l'essentiel de la densité de l'observation, l'élimination des queues de distribution et valeurs aberrantes n'est plus un problème en soi. D'ailleurs, nos restitutions graphiques (voir infra, section 3- Résultats) limiteront les intervalles à des valeurs allant de -15% à +15% pour des raisons de lisibilité des structures de distribution. Le tableau 2 suivant retrace la sélection de l'échantillon.

Tableau 2- Étapes de filtration de la base de données et justification de l'échantillon

<b>Étapes</b>	<b>Nombre de groupes en cumulant les années</b>
Données de départ 2005-2018	55961 (dont 5271 en 2018)
Données après élimination des données manquantes	44189 (dont 4498 en 2018)
Échantillon obtenu code 1	14987 (dont 1406 en 2018)
Échantillon obtenu code 0	29902 (dont 3092 en 2018)
Echantillon obtenu entre -0,15 et 0,15 de RN_MV_1	33435 (dont 3453 en 2018)
Echantillon obtenu entre -0,15 et 0,15 de VarCA_MV_1	25801 (dont 3024 en 2018)

## 2.4 Méthodologie

Les variables utilisées et leur calcul sont présentés ainsi que la séquence méthodologique retenue.

### 2.4.1 – Variables utilisées

Les variables utilisées sont présentées dans le tableau 3 suivant. Elles sont normées par la capitalisation boursière au début de l'exercice.

Tableau 3- Définition des variables financières retenues

Données base	Nature	Remarque
<i>RN</i>	Résultat net part du groupe	
<i>CA</i>	Chiffre d'affaires publié	
<i>MV_1</i>	Valeur de marché au début de l'exercice	Sert de variable de normalisation telle qu'utilisée par Burgstahler et Dichev (1997). Vidal (2010) utilise le total actif.
<b>Variables utilisées</b>		
<i>VarCA_MV_1</i>	Variation de CA normée $VarCA_{N/N-1} / MV_{N-1}$	La normalisation a aussi été essayée avec total Actif_1. Les résultats sont proches et ne sont pas restitués.
<i>RN_MV_1</i>	RN normé $RN_N / MV_{N-1}$	Idem

## 2.4.2 – Séquence méthodologique

L'analyse des anomalies suit plusieurs étapes.

### 2.4.2.1 – Analyse graphique des distributions

Les variables mesurées sont tout d'abord analysées graphiquement par leur représentation en histogrammes à l'instar de Burgstahler et Dichev (*Ibid.*) ou de Vidal (*Ibid.*) pour déceler les anomalies. Les distributions ne sont représentées que sur un intervalle restreint de la variable centrée sur 0 (-0,15 à +0,15) pour éviter d'écraser l'histogramme par une étendue des valeurs trop larges.

Les ruptures de distribution sont identifiées graphiquement permettant une première analyse.

### 2.4.2.2 – Étude des rapports des classes adjacentes centrées sur 0

Pour confirmer et quantifier l'importance des anomalies, le calcul des rapports des effectifs des classes immédiatement supérieures à 0 divisés par les effectifs des classes immédiatement inférieures à 0, est réalisé. Ces rapports de classes sont établis par itération en élargissant les classes de manière symétrique autour de 0.

Ces rapports permettent de quantifier l'importance du transfert d'effectifs des classes adjacentes inférieures à 0 vers les classes adjacentes supérieures à 0. Ainsi, un rapport de 1,5 veut dire que la classe supérieure à 0 présente un effectif de 50% supérieur à celui de la classe adjacente symétrique correspondante.

Mais la connaissance des anomalies autour de 0 ne permet pas de dire si elles sont statistiquement plus importantes chez le code 1 que chez le code 0. Pour cette raison, une série de tests glissants de comparaison de structure des distributions est réalisé.

### 2.4.2.3 – Comparaison des distributions avant et après 0 pour les codes 0 et 1

Pour vérifier la significativité des différences (*i.e.* des anomalies) qui existent entre les deux distributions (code 1 et 0), une analyse par un test de Kolmogorov-Smirnov sous le logiciel R<sup>11</sup> a été menée de manière glissante pour chacune des variables, sur des fourchettes restreintes des valeurs de la variable autour de 0. La plage sur laquelle sont faits ces tests est déterminée à partir des histogrammes de la partie 2.4.2.1.

Ainsi, les valeurs des variables *VarCA\_MV\_I* sont relevées entre -0,15 et +0,15 chez le code 1 et 0, et un test de KS confirme ou non l'équivalence des distributions dans cet intervalle.

L'intervalle retenu pour la fenêtre d'analyse est de 0,15 et le pas utilisé pour faire glisser l'intervalle est de 0,02.

### 2.4.2.4 – Sens et force des différences de distributions : méthode ROGME

Néanmoins, le test de KS ne renseigne que sur la significativité de la différence de distributions. Le faire en glissant permet de déterminer le ou les intervalles sur lesquels les distributions divergent. En effet, l'analyse glissante des *p-values* de la statistique de Kolmogorov-Smirnov est utile pour tester de manière non-paramétrique la similitude (ou dissemblance) des distributions, mais elle ne renseigne pas de manière précise sur le sens et la force de la dissemblance. Ceux-ci ont été déjà mesurés par les rapports d'effectifs de classes présentés en 2.4.2.2 mais de manière assez globale.

Pour aller plus loin encore, une étude de ces différences est donc nécessaire. L'utilisation de la méthode ROGME (G. A. Rousselet et Wilcox, 2019a) peut permettre d'analyser la nature (sens et importance) de ces écarts sur l'intervalle des différences significatives déterminé avec le test KS.

#### La méthode ROGME

Cette méthode<sup>12</sup> a été mise au point, dans le contexte des neurosciences, pour comparer graphiquement deux sous-groupes (ou plus) là où les outils d'analyse classiques (tests de différences de moyennes, variances, médiane, paramétriques ou non) ne suffisent pas à décrire suffisamment les dissemblances.

Rousselet et *al* (2017) ont développé un package pour le logiciel d'économétrie R permettant d'utiliser leur procédure : ROGME (Robust Graphical Methods For Groups Comparisons v.0.2.1). Cette procédure repose sur l'estimateur de quantile de Harrell-Davis (1982) et sur la détermination d'intervalle de confiance pour la mesure des différences de quantiles par rééchantillonnage (Wilcox, 2012).

Le package est disponible sur la plateforme Github (Rousselet et Wilcox, 2019b). L'utilisation de la *shift function* du package permet de représenter en abscisse la valeur des déciles du premier groupe et en ordonnée les différences de déciles (valeur décile du groupe 1

---

<sup>11</sup> La programmation sous R permet de générer des tests de Kolmogorov-Smirnov de manière glissante en fixant un pas et une largeur de fenêtre. Sous SPSS cette démarche serait faite pas à pas à la main. On obtient ainsi toute une séquence de tests en série.

<sup>12</sup> Cette démarche a été publiée dans une revue classée Q1 sur SJR (Scientific Journal Rankings).

- valeur décile groupe 2). La ligne verticale qui coupe chaque point obtenu donne l'intervalle de confiance.

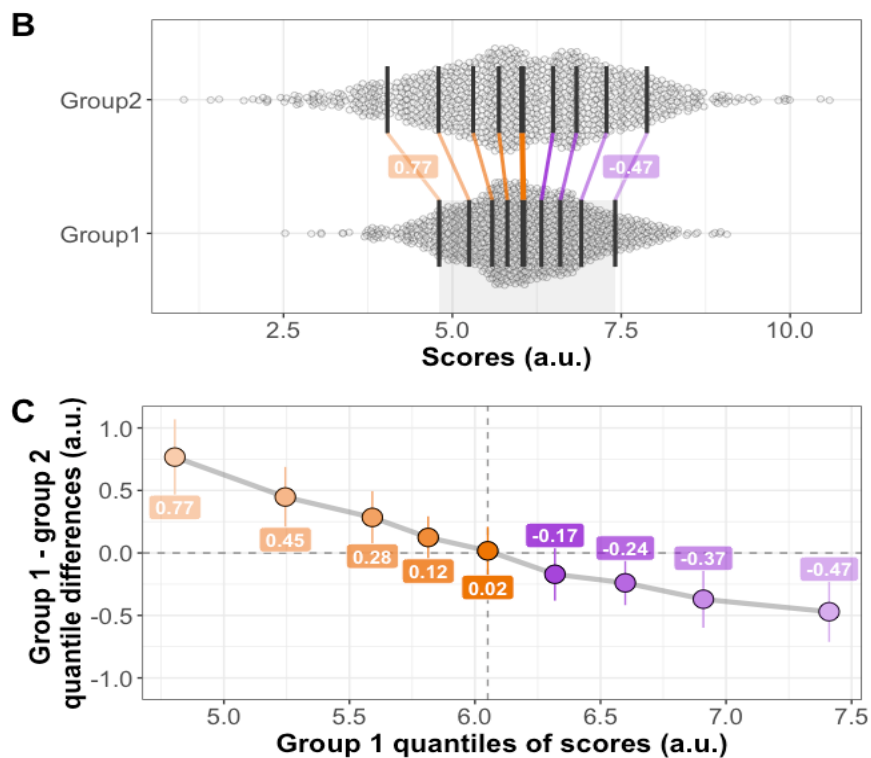
### Divergences de distributions et analyse ROGME : principes généraux

Utiliser les résultats de cette méthode plutôt nouvelle nécessite de comprendre le lien entre les différences de distributions comparées et les résultats graphiques ROGME.

Les schémas obtenus s'organisent comme suit si l'on utilise les exemples fournis par la plateforme (Rousselet et Wilcox, *Ibid.*) et reproduits en graphique 4.

À partir des nuages de points des deux distributions étudiées, une représentation de ces mêmes nuages associée à celle de leurs déciles (ou autres quantiles) est faite (figure B dans le graphique 4) soulignant les décalages de quantiles d'une distribution à l'autre.

Graphique 4- Exemples d'analyse graphique ROGME (source : documentation R)



La figure C synthétise les informations. En abscisse, elle reprend les quantiles du premier groupe et en ordonnée les différences de valeurs pour chacun des quantiles des 2 groupes. Sur le graphique B, il y a un écart de 0,77 entre le premier décile du groupe 1 et le premier décile du groupe 2 (premier décile groupe 1 – premier décile groupe 2). Le premier décile du groupe 1 est d'environ 4,75. Sur la figure C, le premier point a donc pour abscisse 4,75 et pour ordonnée 0,77.

Cette analyse est intermédiaire entre l'analyse des rapports d'effectifs et celle des différences de moyenne ou de médiane. Elle intègre l'effectif et le paramètre de position (ici le quantile). En faisant glisser l'analyse (d'où la série des points reportés sur la figure C) on voit comment évolue les différences relatives des distributions comparées et surtout on voit où se marquent



les ruptures. Elle permet donc de mieux connaître les différences entre deux distributions sur les différents quantiles et pas uniquement pour les valeurs centrales.

Cependant, les exemples « types » fournis par la plateforme ne correspondent pas à nos besoins car la méthode ROGME a été développée pour répondre à des besoins d'analyse de différences de distributions qui sont très éloignées des nos anomalies par manipulation. Nous avons alors simulé différentes combinaisons de distributions comparées correspondant à plusieurs scénarios de déformations (anomalies) possibles dans l'absolu. L'objectif est de dégager des profils types de résultats sous ROGME. Chaque profil graphique ROGME est associé à une anomalie donnée. Cela permet de comparer nos résultats réels (section 3.5) issus des comparaisons des distributions des code 1 et 0. Ces simulations et leurs résultats sont présentées dans la section suivante.

### Catalogue de référence des schémas ROGME

Pour faciliter l'utilisation de ROGME, la simulation de plusieurs scénarios d'anomalies imputées à une même distribution de départ centrée et symétrique, appelée V1, est réalisée. L'objectif est ensuite de comparer V1 aux distributions qui constituent des déformations de V1 et d'identifier les éléments clés de lecture sur les schémas d'analyse ROGME.

Les quatre premiers scénarios servent à étalonner la lecture graphique ROGME :

- Le premier consiste à comparer V1 avec V1 décalée de manière constante (donc même forme mais décalée d'un pas fixe).
- Le deuxième compare V1 avec une distribution proche mais plus aplatie.
- Le troisième compare V1 avec une distribution asymétrique à droite.
- Le quatrième et le cinquième scénarios s'approchent des configurations observées réellement : elles simulent des reports de classes adjacentes inférieures vers les classes supérieures à un seuil avec un report plus ou moins étalé vers les classes supérieures.
- A titre de comparaison, la distribution de la plateforme dont les schémas sont donnés en graphique 4 précédent, est reprise et simulée.

A partir de ces simulations, sont produits :

- Les histogrammes des distributions à comparer.
- Les courbes de densité associées.
- Les nuages de points ROGME comparés figurant les décalages de quantiles et donc les différences locales de distribution.
- Enfin, le graphique des écarts inter-quantiles montrant les éventuelles ruptures recherchées liées aux anomalies étudiées.

Au final, une collection de schémas « types » numérotée de 0 à 4 est obtenue. Elle permet de faciliter l'analyse des résultats présentés en section 3.

L'analyse de ces cas de figure montre que :

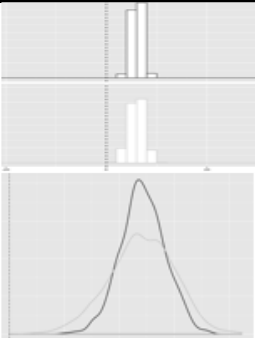
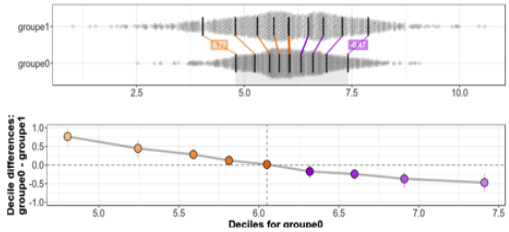
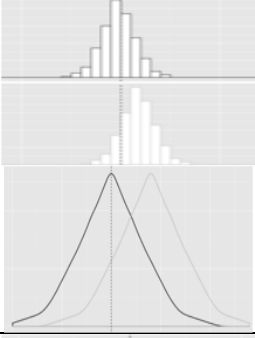
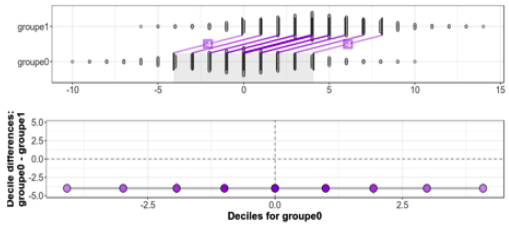
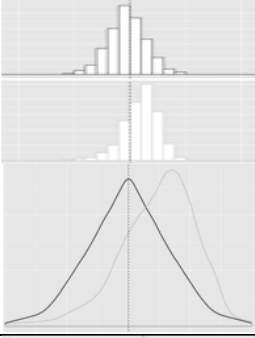
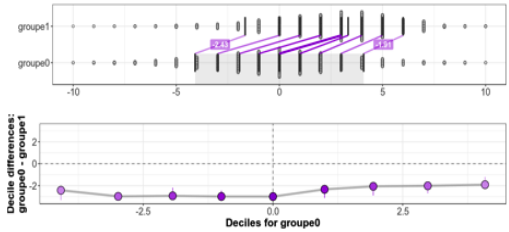
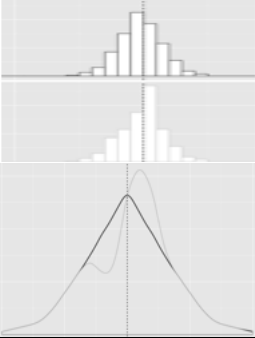
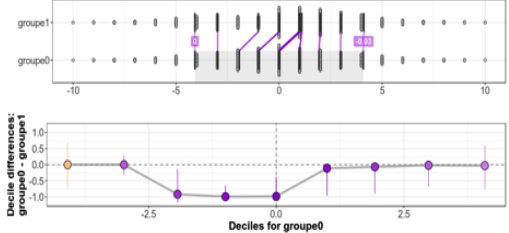
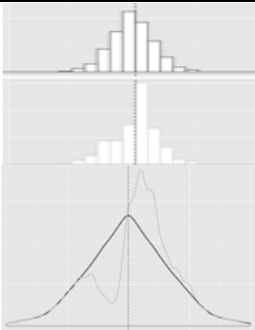
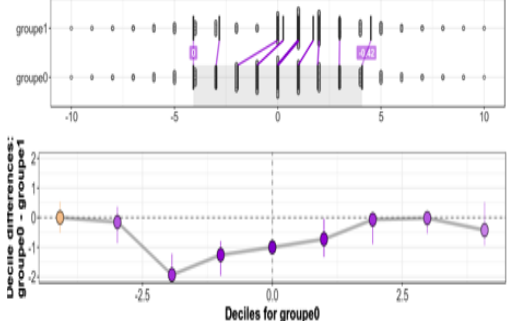
- L'aplatissement d'une distribution (0) crée une série d'écart de quantile qui passe de positifs à négatifs au point 0. Il n'y a pas de rupture, juste un changement de signe.
- Le décalage d'une distribution fixe (1) crée une série d'écarts permanents négatifs et de même valeur, sans rupture ni changement de signe.
- La comparaison d'une distribution avec une autre, asymétrique à droite (2), crée une série d'écarts permanents négatifs et de valeur décroissante, avec de légères ruptures selon les irrégularités de distribution, mais sans changement de signe.
- Le report des classes adjacentes inférieures vers les classes supérieures (3) crée une rupture après le point de début des reports puis une autre inversée au seuil de 0.

- L'augmentation d'amplitude du report de classes (4) crée une rupture plus ample après le point de début des reports puis une autre inversée au seuil de 0. Le retour à 0 des écarts de quantiles s'éloigne à droite en proportion de l'importance du report.
- Sans doute bien d'autres configurations pourraient être testées, mais celles-ci suffisent à notre propos.

Nous ferons référence à ces types de configuration dans la section suivante.

Les résultats de la recherche sont présentés en section 3 en suivant l'ordre des séquences présentées en 2.4.2.

Tableau 4- Cas de figure de distributions comparées sous ROGME

Cas de figure	Histogrammes et courbes de densité	Schémas ROGME
<p>(0) Cas initial de la plateforme ROGME : Aplatissement d'une loi</p>		
<p>(1) Effet du décalage fixe d'une distribution</p>		
<p>(2) Effet d'une déformation par asymétrie à droite</p>		
<p>(3) Effet d'un report des classes adjacentes &lt; 0 vers les classes adjacentes &gt; 0</p>		
<p>(4) Effet d'un report adjacent plus contrasté et augmenté</p>		

### 3- Résultats

Les résultats sont restitués après une présentation des statistiques descriptives pour chaque variable.

#### 3.1 Statistiques descriptives

Les statistiques descriptives pour les échantillons retenus entre -0,15 et 0,15 pour chacune des variables sont dans le tableau 5 et montrent des différences de moyenne et de variance.

Tableau 5- Statistiques descriptives des variables

Variable	ME (0/1)	N	Min	Max	Moy	Médiane	Ecart type
RN_MV_1	Total	33435	-0,15	0,15	0,04	0,05	0,06
	Code 0	21287	-0,15	0,15	0,03	0,04	0,07
	Code 1	12148	-0,15	0,15	0,05	0,06	0,06
VarCA_MV_1	Total	25801	-0,15	0,15	0,02	0,02	0,06
	Code 0	17093	-0,15	0,15	0,02	0,01	0,06
	Code 1	8708	-0,15	0,15	0,02	0,02	0,07

Ces résultats sont confirmés par les tests de différence de moyennes et de variances en tableau 6.

Tableau 6 - Comparaison des moyennes des variables financières entre codes 0 et 1

Variables	Test F Levene	<i>P value</i>	Test t	<i>P value</i>
<i>RN_MV_1</i>	1,43	<b>0,001***</b>	-25,201	<b>0,001 ***</b>
<i>VarCA_MV_1</i>	0,95	<b>0,01048**</b>	-3,35	<b>0,001 ***</b>

Que ce soit pour les variables liées au résultat ou au chiffre d'affaires, elles sont différentes en dispersion (F significatif pour *RN\_MV\_1*), et pour la moyenne (test t significatifs). Mais les comparaisons de moyennes ou de variances ne suffisent pas à statuer sur les différences autour d'un seuil : le code 1 et le code 0 peuvent avoir des moyennes globalement très proches tout en ayant des différences locales (autour d'un seuil) très marquées, ou l'inverse. La comparaison de la structure des distributions est donc nécessaire.

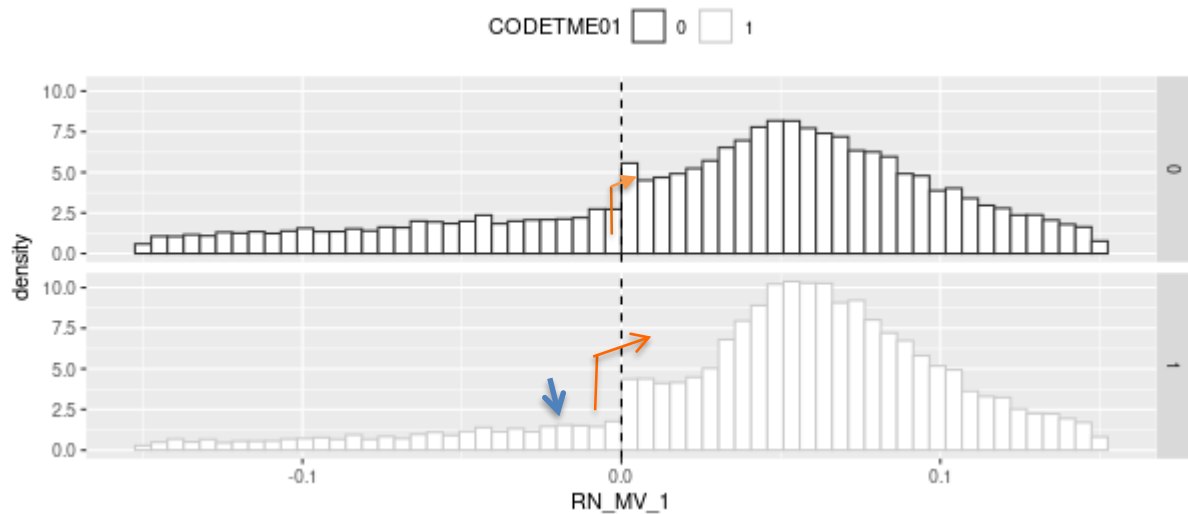
#### 3.2 – Analyses graphiques comparées des distributions codes 0 et 1

Les distributions graphiques des trois variables sont présentées ainsi que leur analyse.

##### 3.2.1 - Analyses graphiques comparées des distributions du Résultat Net

Les distributions comparées des résultats nets normées par la valeur de marché, avec des intervalles de classes de 0,05 sont données dans les histogrammes et courbes de densité ci-dessous (graphiques 5 et 6). La rupture autour de 0 est figurée par une flèche bleue en pointillés.

Graphique 5- Distributions comparées des codes 0 et 1 pour la variable  $RN\_MV\_1$

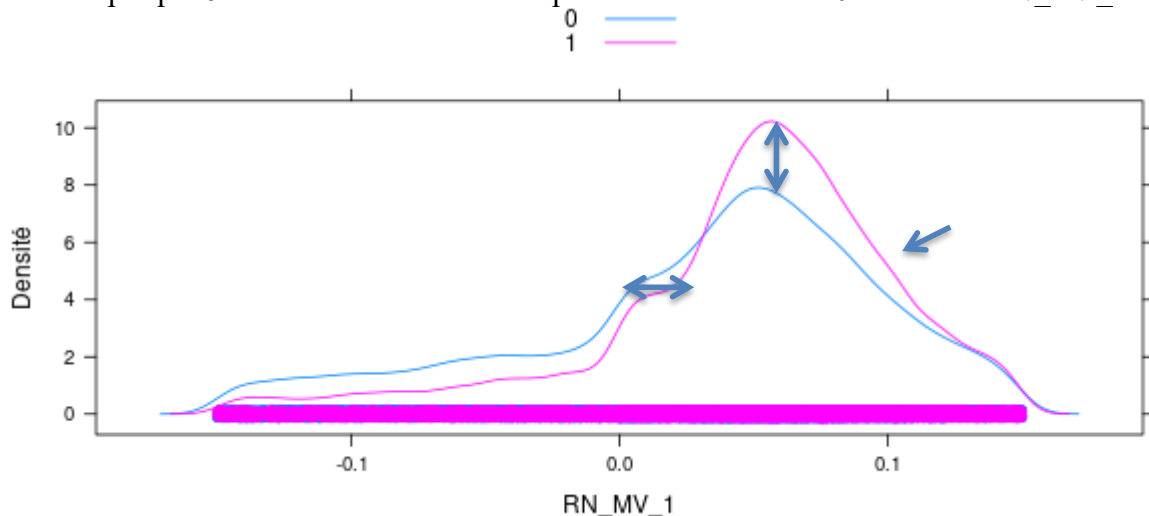


On retrouve ici les résultats de Burgastahler et Dichev (1997) ainsi que ceux de Vidal (2010). Dans l'ensemble, les groupes français marquent une anomalie autour de 0 suggérant un report des classes adjacentes inférieures à 0 vers les classes adjacentes immédiatement supérieures (flèche coudée), donc une manipulation du RN.

En revanche, on remarque une nette différence entre les deux populations. Les classes inférieures à 0 sont moins représentées chez le groupe 1 (flèche unique vers le bas, schéma de droite). La différence des classes juste avant et juste après 0 est cependant moins forte dans le groupe 1 que dans le groupe 0. Ce dernier se conforme exactement aux graphiques de Vidal (*Ibid.*) avec une classe adjacente supérieure à 0 surreprésentée. On ne retrouve pas cette classe chez le groupe 1 mais la manipulation (report) semble pouvoir se faire sur une plage plus large, ce que semblent confirmer les courbes de densité du graphique 8. La courbe de densité se creuse davantage avant 0 pour le groupe 1 et atteint un sommet plus haut que le groupe 0 après le seuil de 0.

En première analyse, tous les groupes manipulent leur RN autour de 0 et présentent des anomalies de distribution. Mais ceux du code 1 (avec ME) présentent une rupture des densités de distribution différente et plus accentuée.

Graphique 6 - Courbes de densité comparées code 1 et code 0 – variable  $RN\_MV\_1$



### 3.2.3 - Analyses graphiques comparées des distributions de variation de Chiffre d’Affaires

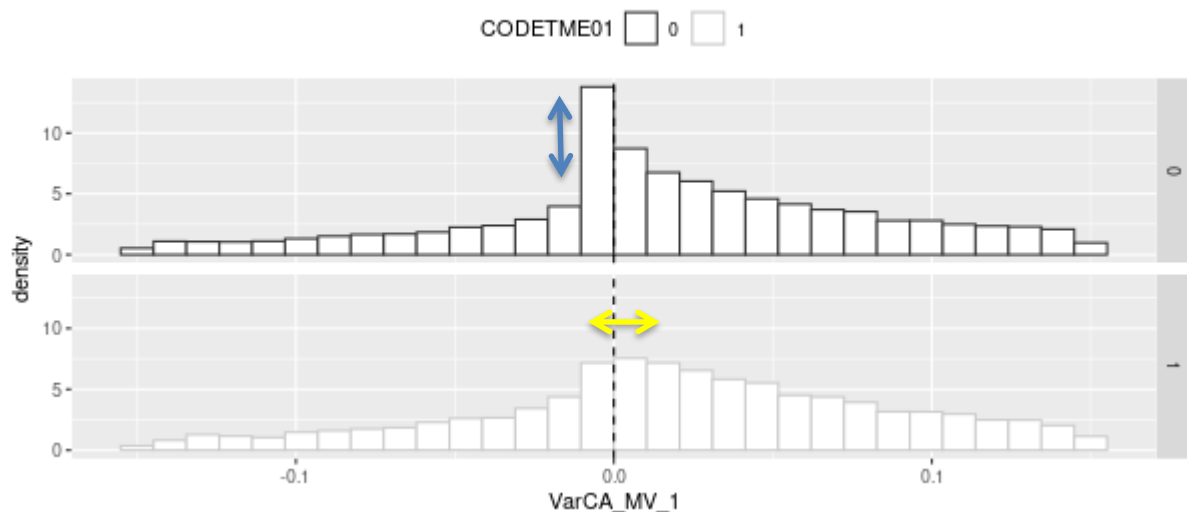
Les distributions comparées des variations de chiffre d’affaires normées par la valeur de marché, avec des intervalles de classes de 0,05 sont données dans les histogrammes (graphique 7) et courbes de densité du graphique 8. La rupture autour de 0 est figurée par une flèche bleue en pointillés.

Le graphique 7 montre les histogrammes comparés code 0 et 1. Pour le code 0 la rupture de distribution n’est pas au seuil de 0 mais juste avant.

La rupture entre l’avant-dernière classe avant 0 est plus nette et plus importante chez le code 1 : le code 0 montre une surreprésentation de la classe immédiatement inférieure à 0 (0 à -0,25%), par rapport aux classes antérieures, mais les classes après 0 ne semblent pas déformées.

Le report des classes inférieures à 0 vers la classe juste inférieure à 0 est moins important chez les groupes du code 1 mais s’étale vers des intervalles au-delà de 0 plus larges (flèche horizontale) suggérant que ces groupes (avec ME) sont susceptibles de piloter leur CA de manière plus ample que ceux du code 0.

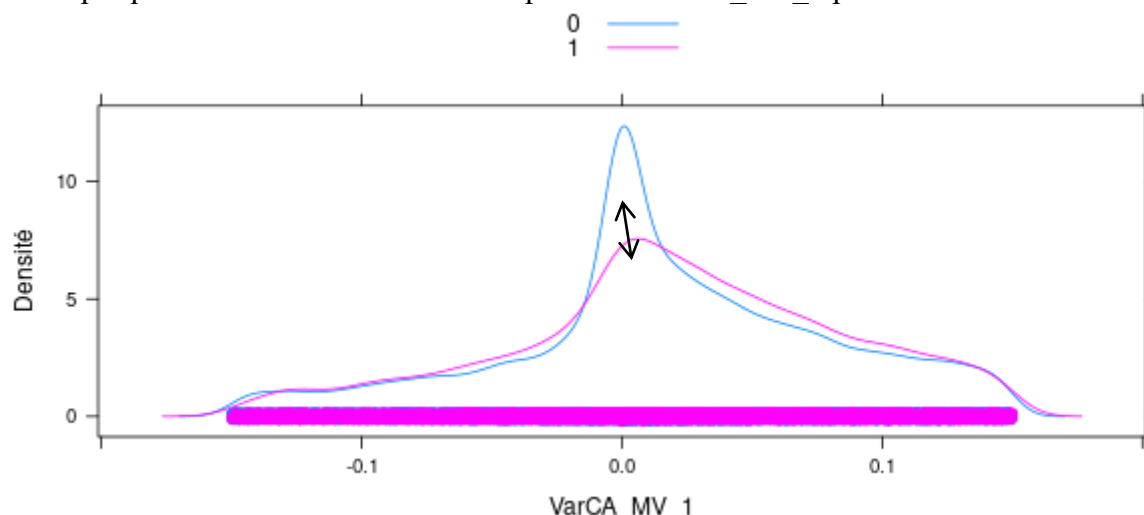
Graphique 8 - Distributions comparées des codes 0 et 1 pour la variable *VarCA\_MV\_1*  
VarCA\_MV\_1 2005\_2018



Les courbes de densité confirment ces remarques (graphique 10).

L’ensemble de ces constats descriptifs nécessitent cependant des tests (voir *infra* sections 3.3, 3.4 et 3.5) pour valider les différences de distributions avant vs après 0, et entre sous-échantillons (code 0 vs code 1).

Graphique 9 - Courbes de densité comparée de *VarCA\_MV\_1* pour le code 1 et le code 0



### 3.3 – Analyse des rapports de classes adjacentes et symétriques

Pour confirmer ou non les différences graphiques identifiées, il faut tout d’abord mesurer les rapports des classes adjacentes de droite sur les classes adjacentes de gauche pour quantifier l’importance des reports. La mesure de ses rapports est limitée à un intervalle  $]-5\% ; 5\%$  puisque c’est cette plage qui semble intéressante sur les graphiques 7, 9 et 11 : c’est là que se marquent les anomalies de distributions.

#### 3.3.1 – Analyse des rapports de classes de la variable Résultat

Pour appuyer les constats graphiques, le calcul des rapports des effectifs des classes adjacentes et symétriques autour de 0 est fait dans un intervalle restreint suggéré par le graphique 6, à savoir  $]-0,02 ; 0,02]$ .

Pour quantifier les anomalies apparentes autour de 0, le rapport entre les effectifs de la classe  $[0\% ; 0,5\%[$  et ceux de la classe  $[0,5\% ; 0\%[$  est calculé pour chacun des deux sous échantillons, code 0 et 1 (sans ME ou avec ME).

Le calcul est recommencé en élargissant les classes toujours à partir de 0. Le 2<sup>ème</sup> calcul rapporte la classe  $[-1\% ; 0\%[$  à celle  $[0\% ; 1\%[$ , puis de même jusqu’au rapport des effectifs des classes  $[-2\% ; 0\%[$  sur ceux de  $[0\% ; 2\%[$ . En faisant cela, l’anomalie centrée sur 0 est quantifiée en montrant les écarts de classes symétriques autour de 0. Les résultats sont dans le tableau 7 ci-dessous :

Tableau 7- Comparaison des classes adjacentes avant et après 0 pour *RN\_MV\_1*

Classes comparées	Rapport Code 0	Rapport Code 1
$[ 0 ; 0.005 [ / [ -0.005 ; 0 [$	2,04	2,48
$[ 0 ; 0.01 [ / [ -0.01 ; 0 [$	1,84	2,73
$[ 0 ; 0.015 [ / [ -0.015 ; 0 [$	1,92	2,73
$[ 0 ; 0.02 [ / [ -0.02 ; 0 [$	2,01	2,73

Compte tenu de la forme des histogrammes (graphique 7), les rapports confirment que chez le code 0 (sans ME) il y a bien surreprésentation de la classe adjacente supérieure à 0. Les rapports de classes du code 0 sont inférieurs à ceux du code 1 pour les premières classes, suggérant que les reports que réalisent les groupes du code 1 sont plus étalés et importants.

### 3.3.3 – Analyse des rapports de classes de la variable Variation de Chiffre d’Affaires

Enfin, comme précédemment, le calcul des rapports des effectifs des classes adjacentes et symétriques autour de 0 est présenté dans un intervalle restreint suggéré par le graphique 11, à savoir  $]-0,04 ; 0,04]$ .

La démarche est exactement la même que celle du tableaux 7. Les résultats sont dans le tableau 8 ci-dessous :

Tableau 8 - Comparaison des classes adjacentes avant et après 0 pour *VarCA\_MV\_1*

Classes comparées	Rapport Code 0	Rapport Code 1
[1% ; 0%] / [0% ; -1%[	0,63	1,06
[2% ; 0%] / [0% ; -2%[	0,87	1,28
[3% ; 0%] / [0% ; -3%[	1,04	1,42
[4% ; 0%] / [0% ; -4%[	1,16	1,54

Ainsi pour le code 0, le premier rapport est inférieur à 1 alors qu’il est supérieur à 1 pour le code 1, ce qui peut être le signe d’une manipulation pour dépasser le seuil chez le code 1 plus importante. La manipulation pour le code 0 semble être sur le fait d’approcher le seuil sans nécessairement pouvoir le dépasser alors que la manipulation est plus nette chez le groupe 1 avec un étalement de cette manipulation avec des rapports qui restent plus élevés que chez le code 0 même avec 3 ou 4 classes incluses.

L’ensemble des mesures de rapports de classes montre que les groupes avec ME présentent des anomalies de distributions très nettes pour les variations de CA et de. La section suivante se propose de donner une significativité statistique à ces constats.

### 3.4 – Tests KS de comparaison des distributions des codes 1 et 0

Les trois analyses ci-après représentent les *p-values* de la statistique de Kolgomorov-Smirnov (KS) glissante en fonction du centre de classe pour chacune des trois variables. La démarche est la suivante : la distribution des effectifs de la classe  $]-0,1 ; 0]$  du code 1 est comparée à celle du code 0 par un test de Kolgomorov-Smirnov. La *p-value* de la statistique KS est reportée en ordonnée en fonction du centre de classe concernée porté en abscisse. Puis le test est reconduit en décalant les classes comparées de 0,002. Ainsi le deuxième test KS compare les classes  $]-0,098 ; 0,002]$  des code 1 et 0, et ainsi de suite. Le choix du pas est empirique. La plage totale des classes comparées de manière glissante est centrée sur 0, le seuil que l’on étudie. On cherche à savoir si à l’approche de 0 (donc idéalement la classe  $]-0,05 ; 0,05]$ ) les tests de KS sont significatifs, attestant de différences de distribution entre le code 1 et 0 et confirmant ce qui a été analysé graphiquement (section 3.2) puis quantifié par l’analyse des rapports d’effectifs (section 3.3).

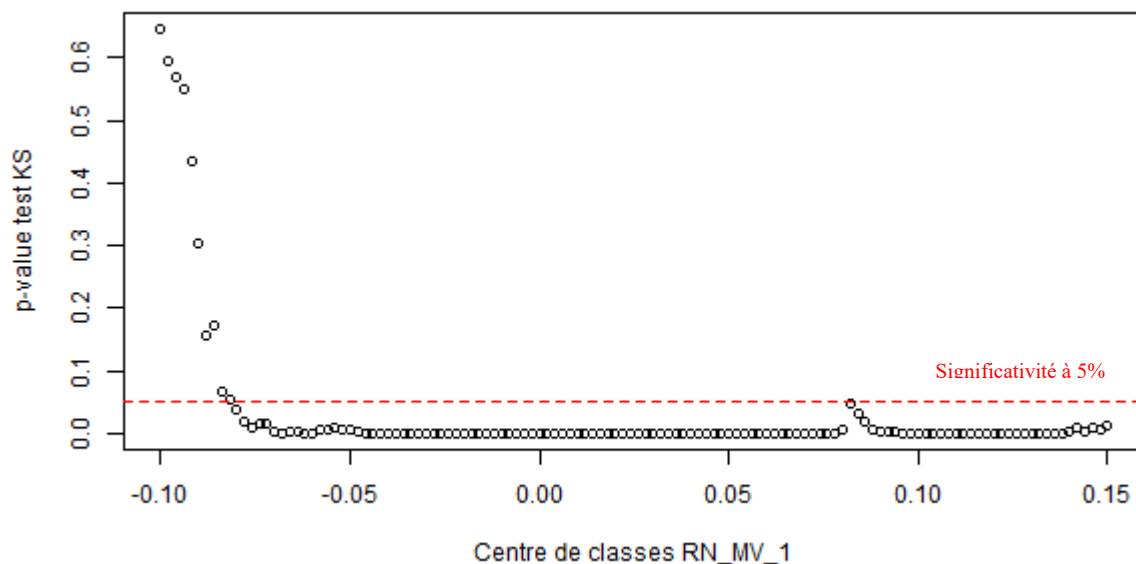


### 3.4.1 – Test KS sur la comparaison de distribution de la variable Résultat Net

Les intervalles sont de 0,15. Le premier point à gauche du premier graphique représente donc la *p-value* de la statistique de KS comparant le groupe pratiquant la ME par rapport à celui ne la pratiquant pas pour des RN compris entre -0,15 et -0,05, et le second point la même chose pour un intervalle entre -0,148 et -0,048. Le seuil de significativité de 5% est porté par la ligne orange pointillée.

Les résultats (graphique 13) montrent que les distributions se distinguent entre le code 1 et le code 0 pour des centres de bornes entre -0,05 et 0,12 environ soit entre -0,125 et 0,195. Le test glissant de KS est significatif (*p value* < 5% sauf localement, mais inférieure à 10% dans tous les cas). Il confirme que globalement les distributions codes 0 et 1 sont différentes autour de 0 et que la manipulation des RN autour de 0 est différente et plus importante chez les groupes du code 1 avec ME. L'hypothèse H1 est validée.

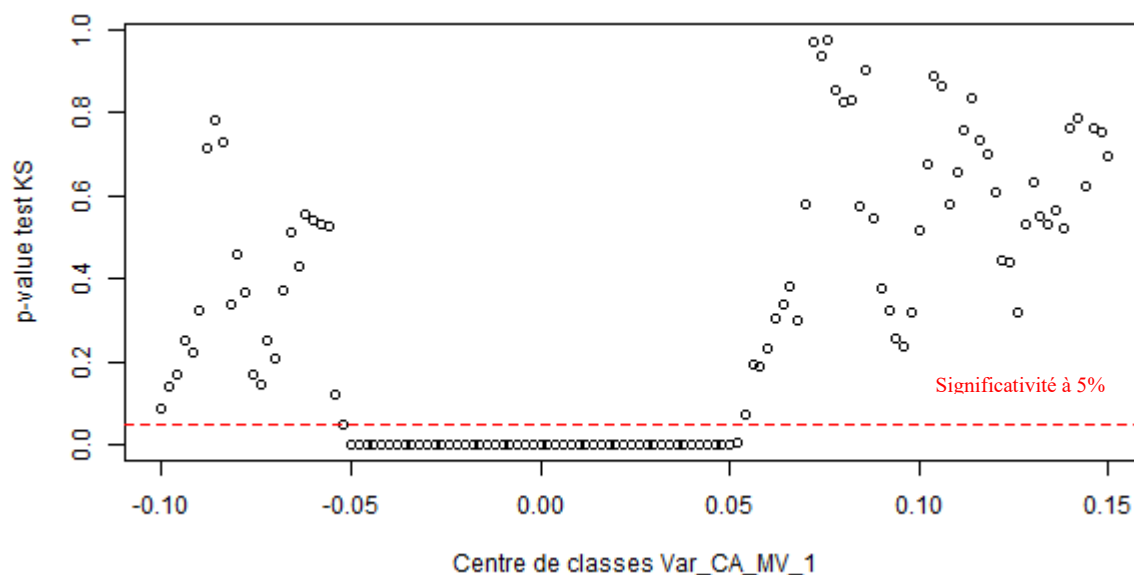
Graphique 10- Evolution de la *p value* du test KS en fonction des classes comparées pour la variable *RN\_MV\_1*



### 3.4.3 – Test KS sur la comparaison de distribution de la variable Variation de Chiffre d’Affaires

La démarche est reconduite sur la variable *VarCA\_MV\_1*. Les résultats (graphique 11) sont bien tranchés autour de 0.

Graphique 11 - Evolution de la *p value* du test KS en fonction des classes comparées pour la variable *VarCA\_MV\_1*



Concernant la variation de CA, les différences de distributions sont bien. Les test KS sont tous très significatifs autour de 0 (*p value* < 5%). Recoupé avec l'analyse des rapports d'effectifs (tableau 8), cela confirme que les groupes du code 1 (avec ME) sont plus nombreux à être à même de manipuler leur CA autour du seuil 0 que ceux du code 0 (sans ME). L'hypothèse 3 est confirmée.

Le CA serait donc un véritable levier de manipulation pour les groupes pratiquant la ME, du fait particulièrement des intra-groupes, puisque les deux distributions sont statistiquement différentes sur la plage des centres de classes qui va de -0,05 à 0,05, donc sur un intervalle global de variations de CA qui va de -0,10 à 0,15.

### 3.5- Analyses comparées avec la méthode ROGME

La méthode ROGME est utilisée pour mieux cerner les différences de distribution selon les schémas présentés en section 2.4.2.4.

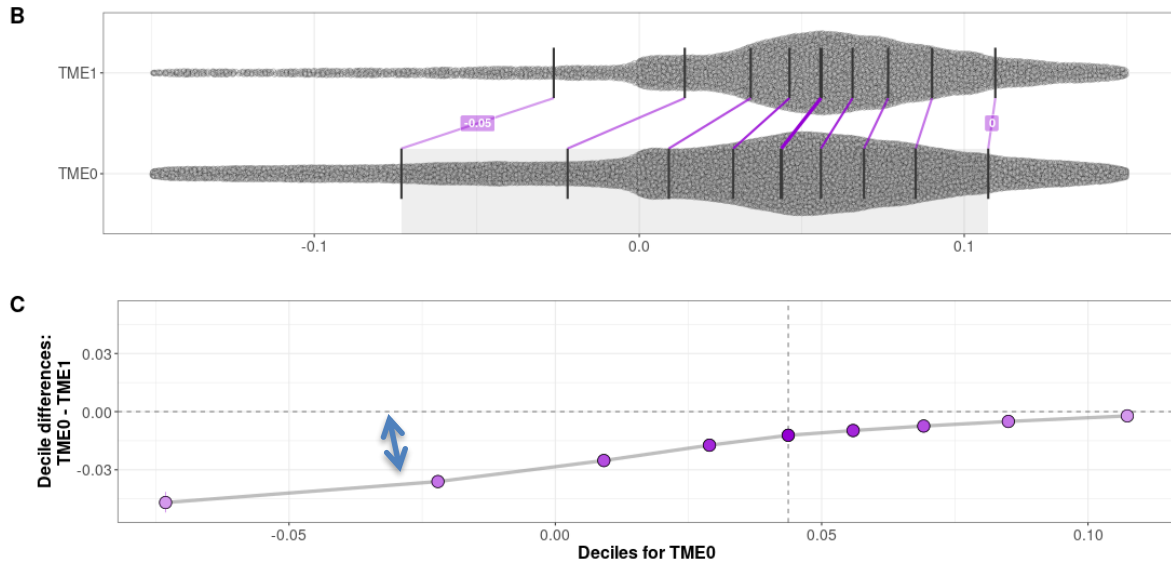
#### 3.5.1 –Comparaison de distribution de la variable Résultat Net

Pour le résultat net, on constate sur le graphique 12 que les déciles du groupe code 1 sont systématiquement plus élevés avec des écarts très importants de distribution dans la plage autour de 0 et jusqu'à 5% de RN normé (schéma C et flèche). Ensuite les écarts s'estompent.

Le schéma C du graphique 12 montre partiellement le profil généré par un effet de report identifié dans le cas n°3 du tableau 4 et donc, une anomalie plus marquée globalement chez le code 1 que chez le code 0 (même si celui-ci présente une anomalie sur la première classe adjacente immédiatement supérieure à 0 plus nette).

Le recours à la mise en équivalence permettrait donc de manipuler davantage le résultat, dans une plage immédiatement supérieure à 0 et s'étalant de 0 à 5%.

Graphique 12- Résultats graphiques de l'analyse ROGME pour *RN\_MV\_1*



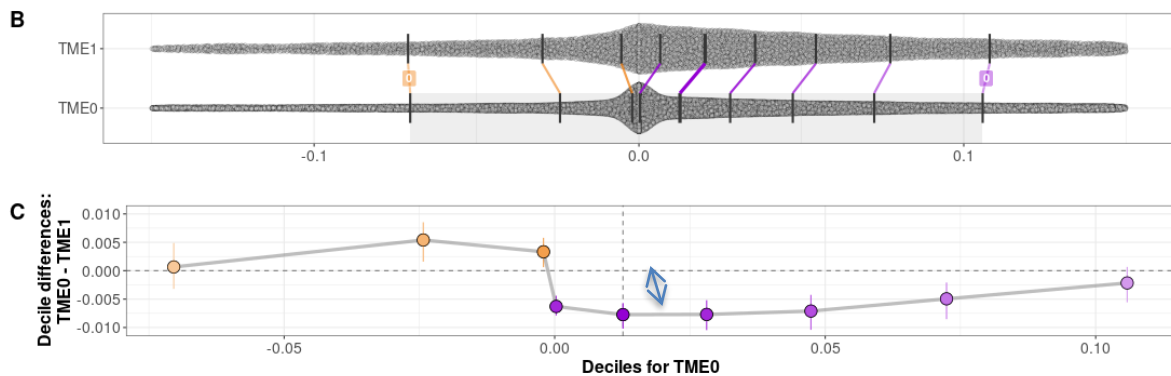
### 3.5.2 – Comparaison de distribution de la variable Variation de Chiffre d'Affaires

Le graphique 13 présente les résultats graphiques de l'analyse ROGME pour la variable *VarCA\_MV\_1*.

Par ces deux graphiques, on constate qu'aux extrémités les écarts de déciles sont très faibles (Les traits verticaux du graphique C représentant les intervalles de confiance associés aux écarts sont très proches de l'axe des abscisses) mais qu'autour du seuil étudié (0), les écarts de déciles sont plus forts et négatifs à l'instar du profil des cas (3) ou (4) du tableau 4.

Ces observations confirment la situation de report adjacent autour de 0 et que la ME permet bien de manipuler le CA autour de 0 et ce, sur une amplitude plus importante chez le code 1 que chez le code 0.

Graphique 13 - Résultats graphiques de l'analyse ROGME pour *VarCA\_MN\_1*



#### 4- Synthèse et discussion

Cette recherche étudie la capacité des groupes utilisant la ME à manipuler (piloter) leurs principaux indicateurs issus du compte de résultat : le résultat net part du groupe (RN) et le chiffre d'affaires (CA).

La méthodologie est inspirée de Burgstahler et Dichev (1997) et Vidal (2010) et repose sur l'étude des anomalies des variables étudiées autour de 0.

Ces anomalies sont appréciées par rapport à une distribution supposée régulière autour du seuil étudié (0).

Trois variables ont été observées :

- Le résultat net (RN) normé par la valeur boursière du groupe (des tests ont été aussi faits, normés par le total actif, mais non restitués). L'hypothèse est que les groupes manipulent leurs résultats pour éviter une perte (donc rester au-dessus de 0) et que ceux qui pratiquent la ME sont susceptibles de mieux le faire que ceux qui n'ont pas de ME.
- La variation du CA normée par la valeur boursière (même remarque pour la standardisation par l'actif). L'hypothèse est que les groupes manipulent leur CA pour éviter une baisse de celui-ci (donc variation négative) et que ceux qui pratiquent la ME sont susceptibles de mieux le faire que ceux qui n'ont pas de ME.

Les résultats graphiques, les tests statistiques et ROGME montrent, de manière claire que :

- Tous les groupes cotés de l'échantillon manipulent leur RN autour de 0 conformément aux résultats des auteurs cités.
- Les groupes pratiquant la ME manipulent leur RN sur une plage plus ample que ceux qui n'ont pas de ME.
- Les groupes avec ME manipulent leur CA pour éviter que celui-ci ne baisse et ce de manière statistiquement beaucoup plus marquée que ceux sans ME.

Au final, ce travail montre que la ME est une méthode qui permet de manipuler les éléments essentiels du compte de résultat consolidé. Elle constitue un levier de plus dans la manipulation comptable déjà bien documentée par les recherches en *earnings mangement* avec le rôle des *accruals* discrétionnaires ou du *real earnings management* avec les stratégies de gestion des ventes, des achats et investissements, etc. Cette étude apporte aussi des résultats sur un thème très peu exploité : la manipulation du CA.

Le rôle des opérations intra-groupes étant essentiel pour le pilotage du RN ou du CA, il est très important que le normalisateur impose une information détaillée sur les opérations entre le groupe et ses filiales mises en équivalence. Il est important qu'il statue aussi de manière précise et exhaustive sur les traitements comptables qui devraient leur être appliqués en matière d'élimination.

Enfin, ces résultats renvoient inévitablement à la question centrale de la légitimité de la ME comme méthode de consolidation puisqu'elle constitue une source de distorsion favorisant l'opportunisme et l'habillage des comptes.

## Bibliographie

- Barefield, R., M., Comiskey, E., E. (1972). The smoothing hypothesis : an alternative test. *The Accounting Review* avril : 291-298
- Bohren O., Haug, J. (2006). Managing earning with intercorporate investments. *Journal of Business Finance and Accounting* 33 (5&6) : 671-695.
- Burgstahler D. et Dichev I. (1997). Earnings management to avoid earnings decreases and losses. *Journal of accounting and economics* 24 (1) : 99-126.
- Burgstahler D. et Eames M. (2006). Management of Earnings and Analysts' Forecasts to Achieve Zero and Small Positive Earnings Surprises. *Journal of Business Finance & Accounting* 33 (5/6) : 633-652.
- Chalayer-Rouchon S., Degeorge F. et Le Nadant A.-L. (2001). *Faire de la recherche en comptabilité financière*, Paris : Vuibert.
- Capkun, V., Collins, D., Jeanjean, T. (2016). The effect of IAS/IFRS adoption on earnings management (smoothing) : a closer look at competing explanations. *Journal of Accounting and Public Policy*, 35 : 352-394.
- Comiskey, E., E., Mulford, C., W. (1986). Investment decision and the equity accounting standards. *The Accounting Review* 16 (3) : 519-525.
- Copeland, R., M, Licastro, R., D. (1968). A note on income smoothing. *The Accounting Review* 43 (3) : 540-545.
- Copeland , R., M., McKinnon, S. (1987). Financial distorsion and consolidation of captive finance subsidiaries in the general merchandising industry. *Journal of Finance and Accounting* 14 (1) : 77-97.
- Cormier, D., Martinez, I. (2006). Management earnings forecasts, discretionary accruals and stock market valuation : Evidence form French IPOs. *The International Journal of Accounting*, 41 (3) : 209- 236.
- Dechow, P., M., Hutton, A.P.; Kim, J., H., Sloan, R.G. (2012). Detecting earnings managment : a new approach. *Journal of Accounting Research* 50 (2) : 275-334.
- Eddey, P., Knapp (2001). *Accounting for corporate combinations and associations*, 5th ed., Prentice- Hall.
- Geissert, F. (2019). La méthode de la mise en équivalence dans les comptes consolidés établis en normes IFRS : illustration des problématiques comptables au travers des comptes des groupes du secteur automobile. Mémoire DEC.
- Giedt, J., Z. (2018). Modelling receivables and deferred revenues to detect revenue management; *Abacus* 54 (2) : 181-209.
- Glaum M., Lichtblau K. et Lindemann J. (2004). The Extent of Earnings Management in the U.S. and Germany. *Journal of International Accounting Research* 3 (2) : 45-77.
- Gordon, I., Morris , R., D. (1996). The Equity Accounting Saga in Australia : Cyclical Standard Setting. *Abacus* 32 (2) : 153-177.
- Harrell F.E. et Davis C.E. (1982). A new distribution-free quantile estimator. *Biometrika* 69 (3) : 635-640.

- Healy, P. M. (1985). The effect of bonus schemes on accounting decisions. *Journal of Accounting and Economics* 7 (1-3) : 85-107.
- Healy, P., Wahlen, J. (1999). A Review of the Earnings Management Literature and its Implications for Standard Setting. *Accounting Horizons*, 13 (4) : 365-382.
- Jeanjean, T. (2001). Incitations et contraintes à la gestion du résultat. *Comptabilité Contrôle Audit*, 7 (1) : 61-76.
- Jeanjean, T., Stolowy, H. (2008). Do accounting standards matter ? An exploratory analysis of earnings management before and after IFRS adoption. *Journal of Accounting and Public Policy*, 27 (6) : 480-494.
- Jones, J. (1991). Earnings management during import relief investigations. *Journal of Accounting Research* 29 (2) : 193-228.
- Kahneman D., Tversky A. (1979). Prospect theory: an analysis of decision under risk. *Econometrica* 47 (2) : 263-292.
- Morris, R., D., Gordon, I. (2006). The equity accounting adoption in regulated and unregulated setting : an empirical study. *Abacus* 42 (1) : 22-42.
- Lambert, C., Lambert, C. (2003). An investigation of earnings management through investments in associated companies : an australian perspective. *Journal of Business and Economics Research* 1 (7) : 13-23.
- Lourenço, I, C., Curto, J., D. (2010). Determinants of the Accounting Choice between Alternative Reporting Methods for Interests in Jointly Controlled Entities. *European Accounting Review*. 19 (4) : 739-773.
- Mard, Y., Marsat, S. (2012). Gestion des résultats comptables et structure de l'actionnariat : le cas français. *Comptabilité Contrôle Audit*, 18 (3) : 11-42.
- Pourtier, F., Barneto, P., Darmendrail, V., Bardinnet, F., Legain, M., Texandier, S. (2018). La Mise en équivalence (EM) : réflexions normatives à partir d'une revue de la littérature sur son histoire, ses règles, pratiques et motivations. Policy Paper. Autorité des Normes Comptables.
- Rousselet G.A., Pernet C.R. et Wilcox R.R. (2017). Beyond differences in means: robust graphical methods to compare two groups in neuroscience. *European Journal of Neuroscience* 46 (2) : 1738-1748.
- Rousselet G. A. et Wilcox R.R. (2019). Reaction times and other skewed distributions: problems with the mean and the median, PsyArXiv.
- Rousselet G.A. et Wilcox R.R. (2019). ROGME: Robust Graphical Methods For Group Comparisons. R package version 0.2.1 <https://github.com/GRousselet/rogme>
- Stubben, S., R. (2010). Discretionary revenues as a mesure of earnings management. *The Accounting Review* 85 (2) : 695-717.
- Turner, L., J., R., Dietrich, K. A., Bailey, A. (2001). Accounting restatements. Working paper, United States Securities and Exchange Commission, The Ohio State University, Georgetown University, and University of Illinois at Urbana-Champaign.
- Tyler, J. (1979). An empirical examination of companies adopting equity accounting in Australia. Thesis. University of New South Wales.

Verdier, M., A., Boutant, J. (2015). Les dirigeants gèrent-ils les résultats comptables avant d'annoncer une réduction d'effectifs ? Le cas des entreprises françaises. *Comptabilité Contrôle Audit* 22 (3) : 9-45.

Vidal, O. (2008). Gestion du résultat et seuils comptables : impact des choix méthodologiques et proposition d'un instrument de mesure des irrégularités. Thèse en Sciences de Gestion, HEC.

Vidal, O. (2010). Gestion du résultat pour éviter de publier une perte : les montants manipulés sont-ils marginaux ? *Comptabilité Contrôle Audit* 16 (3) : 11-39.

Wilcox, R., R. (2012). *Introduction to robust estimation and hypothesis testing* Academic Press.

Zimmer, I. (1994). Determinants of equity accounting disclosure. *Accounting and Business Review* 1 (2) : 233-255.

Watts, R., Zimmerman, J., L. (1986). *Positive Accounting Theory*. Prentice Hall.