1 - Analyse empiriques de la relation entre la RSE et le ROA (modèle 1)

1. Analyse de régression

* Modèle de régression estimé par la méthode des MCO (modèle 1)
* Modèle à effets fixes (modèle 1)
* Modèle à effets aléatoires (modèle 1)

1. Tests despécification

* Modèle à effets fixes versus modèle à effets aléatoires
* Modèle estimé par la méthode des MCO versus modèle à effets aléatoires
* Modèle estimé par la méthode des MCO versus modèle à effets fixes

1. Ajustement du modèle choisi

* Test d’hétéroscedasticité
* Test d’autocorrélation
* Test de multicolinéarité
* Résultats du modèle ajusté

*La même analyse pour chaque modèle :*

2 - Analyse empiriques de la relation entre la RSE et la ROE (modèle 2)

3 - Analyse empiriques de la relation entre la RSE et la ROS (modèle 3)

4 - Analyse empiriques de la relation entre la RSE et la ROCE (modèle 4)

5 - Analyse empiriques de la relation entre la RSE et la MBN (modèle 5)

6 - Analyse empiriques de la relation entre la RSE et la Marge opérationnelle(modèle 6)

7 - Analyse empiriques de la relation entre la RSE et la Marge d’EBITDA(modèle 7)

8 - Analyse empiriques de la relation entre la RSE et le EBE(modèle 8)

NB : les variables choisies

|  |  |
| --- | --- |
| **Variable** |  |
| **Variable dépendante** | |
| ROA |  |
| ROE |  |
| ROS |  |
| ROCE |  |
| MBN |  |
| Marge opérationnelle |  |
| Marge d'EBITDA |  |
| EBE |  |
| **Variable indépendante** | |
| RSE | Valeur binaire qui prend 1 si l’entreprise est labellisée et 0 sinon |
| **Variables de contrôle** | |
| Taille de  l’entreprise |  |
| Risque |  |
| Secteur  d’activité |  |
| Age | Nombre d’années |

**1 - Analyse empirique de la relation entre la RSE et le ROA (modèle 1)**

1. Analyse de régression

Lors de cette partie nous allons utiliser trois modèles économétriques, à savoir, la méthode des MCO, le modèle à effet fixe et le modèle à effet aléatoire. Après, on passe à tester la spécification de nos modèles.

Modèle de régression estimé par la méthode des MCO (modèle 1)

La première méthode, dite la méthode naïve, consiste à appliquer simplement les MCO (Moindres Carrés Ordinaires) sur l'ensemble de nos données mises bout-à-bout sans se préoccuper de leur nature particulière ni de celle de l'aléa ε (le terme d’erreur). Ou nous avons trois variables indépendantes (RSE, TAILLE, RISQUE) avec TAILLE et RISQUE comme variables de contrôles. Cette partie a pour objectif de vérifier l’hypothèse de la relation entre RSE et ROA.

Tableau 1 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par la méthode des MCO :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Estimate | t-value | p-value |
| (Intercept) | 1.4106e-01 | 7.2101 | 1.173e-07 \*\*\* |
| RSE | 5.8100e-02 | 3.0542 | 0.005158 \*\* |
| TAILLE | -1.3474e-05 | -2.4586 | 0.020925 \* |
| RISQUE | -3.3371e-04 | -1.4751 | 0.152193 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.355 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.28058 |  |  |
| F-statistic | 4.77 |  | 0.0088503 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Avant de commencer l’interprétation de notre modèle on doit vérifier sa validité. Le tableau 1 ci-dessus montre que les résultats du modèle estimé par la méthode des MCO contiennent la valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons R-carré égal à 0,355. Les variables sont considérées comme corrélées, cela signifie que le modèle reflète bien l’information liée à la possible relation capturée par la régression linéaire multiple ainsi que le modèle est considéré comme significatif au seuil (F-stat=4.77 avec p-value=0.0088 très significatif).

Nous commençons d'abord par la constante; on voit que la constante est très significative (sig égal à 1.173e-07 \*\*\* au seuil de 0.1%) et son coefficient égal à 1.4106e-01 avec la signe positive. De plus, pour nos principales variables indépendantes, RSE est significative (valeur p-value égale à 0.005158 \*\* inférieure à 0,01), ce qui signifie que RSE est un prédicteur pour le ROA) et une valeur positive. Cela signifie que lorsque RSE augmentera, le ROA augmentera également et vice versa en suivant partiellement le même comportement, donc le RSE contribue à expliquer le ROA. On trouve aussi que la variable TAILLE est significative au seuil de 5% avec un coefficient négatif signifiant une relation partiellement inverse. On trouve la seule variable RISQUE qui n’est pas significative.

En utilisant l'analyse de régression linéaire multiple par la méthode des MCE pour les données en panel pour l'année allant de 2018 jusqu’à 2019, il a été constaté que RSE est un prédicteur pour le ROA, valeur p = 0,00 < 0,01 et R2-Adj = 0.28058, et le modèle peut bien refléter l’information liée aux possibles relations entre ROA et les autres variables indépendantes. (R2 est élevé). On termine par conclure que la RSE a un impact positif sur le ROA (vérification du H1) si on considère que la méthode des MCO est le meilleur modèle pour l’estimation.

Modèle à effets fixes

Le deuxième estimateur est celui de Within (variabilité intra-individuelle) ou l’effet fixe des paramètres αi et β obtenus en centrant les variables sur les moyennes individuelles respectives. Ce modèle, également appelé modèle de la covariance, suppose que les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) sont des effets constants, non aléatoires, qui viennent donc simplement modifier la valeur de la constante selon les valeurs de i et de t.

Tableau 2 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets fixes :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Estimate | t-value | p-value |
| RSE | 3.0566e-02 | 1.3639 | 0.1853 |
| TAILLE | 1.6277e-05 | 1.1909 | 0.2453 |
| RISQUE | -4.1792e-05 | -0.1306 | 0.8971 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.2341 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.074535 |  |  |
| F-statistic | 2.4452 |  | 0.088527 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 2 ci-dessus montre les résultats du modèle à effets fixes. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons R-carré égal à 0,2341 une valeur modérée (une détérioration par rapport à MCO) les variables sont considérées comme corrélées, cela signifie que le modèle modérément reflète l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet fixes ainsi que le modèle est considéré non significatif au seuil (F-stat=2.4452 avec p-value=0.088 peut être considère significatif au seuil de 10%).

Par rapport aux variables indépendantes, la régression montre qu’aucune de nos variables indépendantes n’est significative. On conclure qu’il y’a une détérioration lorsqu’en passe d’une estimation par MCO au modèle à effets fixes.

Modèle à effets aléatoires

Ce modèle appelé aussi modèle à erreur composée, suppose les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) véritablement aléatoires.

Tableau 3 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets aléatoires :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Estimate | t-value | p-value |
| RSE | 0.00619793 | 0.1578 | 0.8767 |
| TAILLE | 0.00001196 | 0.6282 | 0.5393 |
| RISQUE | -0.00023228 | -0.4584 | 0.6532 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.10034 |  |  |
| R- carré-Ajus | -0.73934 |  |  |
| F-statistic | 0.557665 |  | 0.65101 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 3 ci-dessus montre les résultats du modèle à effets aléatoires. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons R-carré égal à 0.10034 une valeur modérée (une détérioration par rapport à MCO et aussi à effets fixes). Les variables sont considérées comme corrélées, cela signifie que le modèle modérément reflète l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet aléatoires ainsi que le modèle est considéré non significatif au seuil (F-stat=0.557665 avec p-value=0.65101).

Par rapport aux variables indépendantes, la régression montre qu’aucune de nos variables indépendantes n’est significative. On conclure qu’il y’a une détérioration lorsqu’on passe à l’estimation par le modèle à effets aléatoires.

1. Tests de spécification:

Les tests de spécification nous permettent de choisir le meilleur modèle pour notre spécification du modèle,

Modèle à effets fixes contre le modèle à effets aléatoires

Le Test d’Hausman :

Ce test permet de discriminer les effets fixes et aléatoires des effets individuels dans un modèle en données de panel. Il s’agit de tester la présence éventuelle d’une corrélation ou d’un défaut de spécification (donc sert à distinguer la corrélation entre des effets individuels et des variables explicatives).

Tableau 4: Résultats du test d’Hausman :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test d’Hausman | | |
| Effets fixes contre effets aléatoires | | |
| chisq | 0.69769 |  |
| df | 3 |  |
| p-value | 0.8737 |  |
| alternative hypothesis: one model is inconsistent | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test d’Hausman à une valeur égale à 0.69769 avec une p-value de 0.8737 (p-value>5% non significative) donc on accepte H0, et on opter pour un modèle à effet aléatoire.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires

Le test de **Breusch-Pagan** permet de choisir entre un modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires, si la p-value de la statistique de BP est inférieure au seuil fixé (5%) donc les effets aléatoires seront globalement significatifs en adoptant les hypothèses suivantes :

H0 : Absence d’effets aléatoires.

H1 : Présence d’effets aléatoires.

Tableau 5: Résultats du test de Breusch-Pagan :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan | | |
| MCO contre effets aléatoires | | |
| chisq | 1.2842 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.5262 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

On a la statistique du test est de 1.2842 avec un p-value de 05256 (donc non significatif au seuil de 10%), donc on accepte l’hypothèse nulle, le modèle estimé avec le MCO apparait comme le mieux privilégié.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets fixes

Tableau 6: Résultats du test de Fischer :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Fischer | | |
| MCO contre effets fixes | | |
| chisq | 3.5831 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.04348 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test à une statistique de Fischer d’ordre de 3.5831 et une p-value significative de 0.04348 au seuil de 5%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le modèle à effets fixes est le plus approprié.

1. Ajustement du modèle choisi

L’étape suivante est d’ajuster notre modèle choisi en testant et contrôlant les différents problèmes l’hétéroscédasticité, l’autocorrélation et la multicolinéarité.

Test d’hétéroscédasticité

Il y’a plusieurs tests qui permettent de détecter l’existence de l’étéroscedactisité, parmi ces tests on trouve le test de Breusche-Pagan et le test White. Dans cette partie on a choisi le test de BP qui permet de vérifier si le carré des résidus peut être expliqué par les variables du modèle, si cette relation est vraie donc il y’a présence de l’hétéroscédacticité.

H0: Présence d’Homoscédasticité.

H1: Présence d’Hétéroscéedasticité.

Tableau 7: Résultats du test de Breusch-Pagan  d’Hétéroscéedasticité:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan d’hétéroscédacticité | | |
|  | | |
| chisq | 12.244 |  |
| df | 5 |  |
| p-value | 0.03159 |  |
| alternative hypothesis: Presence of heteroskedasticity | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test à une statistique de BP d’ordre de 3.5831 et une p-value significative de 0.03159 au seuil de 5%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le teste montre la présence de l’Hétéroscéedasticité.

Test d’autocorrélation

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation permet de détecter la présence de l’autocorrélation des erreurs idiosyncratiques pour le cas des données en panel.

Tableau 8: Résultats du test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Godfrey/Wooldridge | | |
|  | | |
| chisq | 7.6482 |  |
| df | 10 |  |
| p-value | 0.6632 |  |
| alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge montre l’absence d’autocorrélation des erreurs idiosyncratiques. La statistique est de 7.6482 avec une p-value de 0.6632 (supérieure à 10% non significative).

Test de multi-colinéarité

Le test de colinéarité montre qu’il y’a une très faible colinéarité entre les variables et donc ça ne pose aucun problème dans notre modèle.

Résultats du modèle ajusté

L’étape de correction du modèle permet d’avoir des résultats robustes des problèmes d’autocorrélation et d'hétéroscédasticité déjà trouvés dans notre modèle.

Tableau 9 : Résultats du modèle ajusté :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| (Intercept) | 1.4106e-01 | 7.5628 | 4.991e-08 \*\*\* |
| RSE | 5.8100e-02 | 2.9577 | 0.09158. |
| TAILLE | -1.3474e-05 | -2.3489 | 2.638e-09 \*\*\* |
| RISQUE | -3.3371e-04 | -1.5597 | 0.13373 |
|  |  |  |  |
| R- carré |  |  |  |
| R- carré-Ajus |  |  |  |
| F-statistic |  |  |  |

 ., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 10%, 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau de la régression robuste montre une amélioration au niveau des coefficients du modèle par rapport au modèle dans le tableau 1. La variable RISQUE est toujours non significative pour les deux modèles même après l’étape d’ajustement. RSE est significative (valeur p-value égale à 0.09158, inférieure à 0,10), ce qui signifie que RSE est un prédicteur pour le ROA) et une valeur positive. Cela signifie que lorsque RSE augmentera, le ROA augmentera également et vice versa en suivant partiellement le même comportement, donc le RSE contribue à expliquer le ROA. On trouve aussi que la variable TAILLE est très significative (p-value est de 2.638e-09 \*\*\*) au seuil de 0.1% avec un coefficient négatif signifiant une relation partiellement positive. On trouve la seule variable RISQUE se trouve toujours non significative.

On conclue que le modèle le plus privilégié pour capter la relation de linéarité du modèle déjà motionné est celui de la méthode des MCO ajusté après correction de l’autocorrélation et l’Hétéroscédasticité, et que la RSE a un impact positif sur le ROA (vérification du H1) si on considère que la méthode des MCO ajusté est le meilleur modèle pour l’estimation.

**2 - Analyse empirique de la relation entre la RSE et le ROE (modèle 2)**

1. Analyse de régression

Lors de cette partie nous allons utiliser trois modèles économétriques, à savoir, la méthode des MCO, le modèle à effet fixe et le modèle à effet aléatoire. Après on passe à tester la spécification de nos modèles.

Modèle de régression estimé par la méthode des MCO (modèle 1)

La première méthode, dite la méthode naïve, consiste à appliquer simplement les MCO (Moindres Carrés Ordinaires) sur l'ensemble de nos données mises bout-à-bout sans se préoccuper de leur nature particulière ni de celle de l'aléa ε (le terme d’erreur). Ou nous avons trois variables indépendantes (RSE, TAILLE, RISQUE) avec TAILLE et RISQUE comme variables de contrôle. Cette partie a pour objectif de vérifier l’hypothèse de la relation entre RSE et ROE.

Tableau 2-1 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par la méthode des MCO :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| (Intercept) | 3.4506e-01 | 9.9812 | 2.205e-10 \*\*\* |
| RSE | 1.4265e-01 | 4.2435 | 0.0002471 \*\*\* |
| TAILLE | -5.2887e-05 | -5.4610 | 9.998e-06 \*\*\* |
| RISQUE | 9.5047e-05 | 0.2378 | 0.8139364 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.58821 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.5407 |  |  |
| F-statistic | 12.3797 |  | 3.2187e-05 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Avant de commencer l’interprétation de notre modèle, on doit vérifier sa validité. Le tableau 2-1 ci-dessus montre que les résultats du modèle estimé par la méthode des MCO contiennent la valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0.58821. Les variables sont considérées bien corrélées, cela signifie que le modèle reflète bien l’information liée aux possibles relations capturées par la régression linéaire multiple ainsi que le modèle est considéré comme significatif au seuil (F-stat=12.3797 avec p-value=3.2187e-05 très significative).

Nous commençons d'abord par le constant; on voit que le constant est très significative (sig égal à 2.205e-10 \*\*\* au seuil de 0.1%) et son coefficient égal à 3.4506e-01 avec la signe positive. De plus, pour nos principales variables indépendantes, RSE est très significative (valeur p-value égale à 0.0002471 \*\*\*inférieure à 0,01), ce qui signifie que RSE est un prédicteur pour le ROE) et une valeur positive. Cela signifie que lorsque RSE augmentera, le ROE augmentera également et vice versa, en suivant partiellement le même comportement, donc le RSE contribue à expliquer le ROE. On trouve aussi que la variable TAILLE est très significative au seuil de 0.1% avec un coefficient toujours négatif signifiant une relation partiellement inverse. On trouve la seule variable RISQUE n’est pas encore significative.

En utilisant l'analyse de régression linéaire multiple par la méthode des MCE pour les données de panel pour l'année allant de 2018 jusqu’à 2019, il a été constaté que RSE est un prédicteur pour le ROE, valeur p = 0,00 < 0,01 et R2-Adj = 0.5407, et le modèle peut bien refléter l’information liée à la relation possible entre ROE et les autres variables indépendantes. (R2 est élevé). On termine par conclure que la RSE a un impact positif sur le ROE (vérification du H2) si on considère que la méthode des MCO est le meilleur modèle pour l’estimation.

Modèle à effets fixes

Le deuxième estimateur est celui de Within (variabilité intra-individuelle) ou les effets fixes des paramètres αi et β sont obtenus en centrant les variables sur les moyennes individuelles respectives. Ce modèle, également appelé modèle de la covariance suppose que les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) sont des effets constants, non aléatoires, qui viennent donc simplement modifier la valeur de la constante selon les valeurs de i et de t.

Tableau 2-2 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets fixes :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 8.8426e-02 | 2.2776 | 0.03195 \* |
| TAILLE | 1.2957e-06 | 0.0547 | 0.95681 |
| RISQUE | 5.8502e-04 | 1.0557 | 0.30163 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.19573 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.028177 |  |  |
| F-statistic | 1.94694 |  | 0.14899 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 2-2 ci-dessus montre les résultats du modèle à effets fixes. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0,19573 une valeur faible (une détérioration par rapport à MCO) les variables sont considérées comme faiblement corrélées, cela signifie que le modèle ne reflète pas l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet fixe ainsi que le modèle est considéré non significatif au seuil 5% (F-stat=1.94694 avec p-value=0.14899 mais en peut le considère significative au seuil de 10%).

Par rapport aux variables indépendantes, la régression montre qu’aucune de nos variables indépendantes n’est significative sauf la variable RSE avec un p-value de 0.03195 \* (significatif au seuil de 5%) avec une signe positive. On conclure qu’il y’a une détérioration lorsqu’on passe d’une estimation par MCO au modèle à effets fixes.

Modèle à effets aléatoires

Ce modèle appelé aussi modèle à erreur composée, suppose les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) véritablement aléatoires.

Tableau 2-3 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets aléatoires :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 2.6784e-02 | 0.4388 | 0.6671 |
| TAILLE | -2.6221e-05 | -0.8860 | 0.3896 |
| RISQUE | 6.8150e-05 | 0.0865 | 0.9322 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.091501 |  |  |
| R- carré-Ajus | -0.75643 |  |  |
| F-statistic | 0.503585 |  | 0.68557 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 2-3 ci-dessus montre les résultats du modèle à effets aléatoires. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, à une valeur très faible égal à 0.091501 (une détérioration par rapport à MCO et aussi à l’effets fixes) les variables sont considérées comme faiblement corrélées ou une corrélation inexistante, cela signifie que le modèle modérément reflète l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet aléatoires ainsi que le modèle est considéré comme non significatif au seuil (F-stat=0.503585avec p-value=0.68557).

Par rapport aux variables indépendantes, la régression montre qu’aucune de nos variables indépendantes n’est significative. On conclure qu’il y’a une détérioration lorsqu’on passe à l’estimation par un modèle à effets aléatoires.

1. Tests de spécification:

Les tests de spécification nous permettent de choisir le meilleur modèle pour notre spécification du modèle,

Modèle à effets fixes contre le modèle à effets aléatoires

Le Test d’Hausman :

Ce test permet de discriminer les effets fixes et aléatoires des effets individuels dans un modèle en données de panel. Il s’agit de tester la présence éventuelle d’une corrélation ou d’un défaut de spécification (donc sert à distinguer de la corrélation entre des effets individuels et des variables explicatives).

Tableau 2-4: Résultats du test d’Hausman :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test d’Hausman | | |
| Effets fixes contre effets aléatoires | | |
| chisq | 3.1632 |  |
| df | 3 |  |
| p-value | 0.3671 |  |
| alternative hypothesis: one model is inconsistent | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test d’Hausman à une valeur égale à 3.1632 avec un p-value de 0.3671 (p-value>5% non significatif) donc on accepte H0, et on opte pour un modèle à effet aléatoire.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires

Le test de **Breusch-Pagan** permet de choisir entre un modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires, si le p-value de la statistique de BP est inférieur au seuil fixé (5%) donc les effets aléatoires seront globalement significatifs en adoptant les hypothèses suivantes:

H0 : Absence d’effets aléatoires.

H1 : Présence d’effets aléatoires.

Tableau 2-5: Résultats du test de Breusch-Pagan :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan | | |
| MCO contre effets aléatoires | | |
| chisq | 0.098289 |  |
| Df | 2 |  |
| p-value | 0.952 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

On a la statistique du test est de 0.098289 avec un p-value de 0.952 (donc non significatif au seuil de 5%) donc on accepte l’hypothèse nulle, le modèle estimé avec le MCO apparait comme le mieux privilégié.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets fixes

Tableau 2-6: Résultats du test de Fischer :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Fischer | | |
| MCO contre effets fixes | | |
| chisq | 4.2139 |  |
| Df | 2 |  |
| p-value | 0.02701 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de Fischer d’ordre de 4.2139 et un p-value significatif de 0.02701 au seuil de 5%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le modèle à effets fixes est le plus approprié.

1. Ajustement du modèle choisi

L’étape suivante est d’ajuster notre modèle choisi en testant et en contrôlant les différents problèmes de l’hétéroscédasticité, l’autocorrélation et la multi-colinéarité.

Test d’hétéroscédasticité

Il y’a plusieurs tests qui permettent de détecter l’existence de l’étéroscedactisité, parmi ces tests on trouve le test de Breusche-Pagan et le test White. Dans cette partie on a choisi le test de BP qui permet de vérifier si le carré des résidus peut être expliqué par les variables du modèle, si cette relation est vraie donc il y’a présence de l’hétéroscédacticité.

H0: Présence d’Homoscédasticité.

H1: Présence d’Hétéroscéedasticité.

Tableau 2-7: Résultats du test de Breusch-Pagan  d’Hétéroscéedasticité:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan d’hétéroscédacticité | | |
|  | | |
| chisq | 27.392 |  |
| df | 5 |  |
| p-value | 4.784e-05 |  |
| alternative hypothesis: Presence of heteroskedasticity | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de BP d’ordre de 27.392 et un p-value significatif de 4.784e-05 au seuil de 5%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le teste montre la présence de l’Hétéroscéedasticité.

Test d’autocorrélation

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation permet de détecter la présence de l’autocorrélation des erreurs idiosyncratiques pour le cas des données en panel.

Tableau 2-8: Résultats du test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Godfrey/Wooldridge | | |
|  | | |
| chisq | 19.293 |  |
| df | 10 |  |
| p-value | 0.03669 |  |
| alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge montre la présence d’autocorrélation des erreurs idiosyncratique. La statistique est de 19.293 avec un p-value de 0.03669 inférieur à 5%, donc significatif.

Test de multi-colinéarité

Le test de colinéarité montre qu’il y’a une très faible colinéarité entre les variables et donc ça ne pose aucun problème dans notre modèle.

Résultats du modèle ajusté

L’étape de correction du modèle permet d’avoir des résultats robustes des problèmes d’autocorrélation et d'hétéroscédasticité déjà trouvés dans notre modèle.

Tableau 2-9 : Résultats du modèle ajusté :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| (Intercept) | 3.4506e-01 | 12.2506 | 2.648e-12 \*\*\* |
| RSE | 1.4265e-01 | 4.9546 | 3.789e-05 \*\*\* |
| TAILLE | -5.2887e-05 | -5.9085 | 3.119e-06 \*\*\* |
| RISQUE | 9.5047e-05 | 0.2871 | 0.7763 |
|  |  |  |  |
| R- carré |  |  |  |
| R- carré-Ajus |  |  |  |
| F-statistic |  |  |  |

 ., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 10%, 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau de la régression robuste montre une amélioration au niveau des coefficients du modèle par rapport au modèle dans le tableau 2-1. La variable RISQUE est toujours non significative pour les deux modèles même après l’étape d’ajustement. RSE est significative (valeur p-value égale à 3.789e-05 \*\*\* inférieure à 0,01), ce qui signifie que RSE est un prédicteur pour le ROE) et une valeur positive. Cela signifie que lorsque RSE augmentera le ROA augmentera également et vice versa, en suivant partiellement le même comportement, donc le RSE contribue à expliquer le ROA. On trouve aussi que la variable TAILLE est très significative (p-value est de 3.119e-06 \*\*\*) au seuil de 0.01% avec un coefficient négatif signifiant une relation partiellement positive. On trouve la seule variable RISQUE se trouve toujours non significative.

On conclure que le modèle le plus privilégié pour capter la relation de linéarité du modèle déjà motionné est celui de la méthode des MCO ajusté après correction de l’autocorrélation et l’Hétéroscédasticité, et que la RSE a un impact positif sur le ROE (vérification du H2) si on considère que la méthode des MCO ajustée est le meilleur modèle pour l’estimation.

**3 - Analyse empirique de la relation entre la RSE et le ROS (modèle 3)**

1. Analyse de régression

Lors de cette partie nous allons utiliser trois modèles économétriques, à savoir, la méthode des MCO, le modèle à effet fixe et le modèle à effet aléatoire. Après on passe à tester la spécification de notre modèle.

Modèle de régression estimé par la méthode des MCO (modèle 1)

La première méthode, dite la méthode naïve, consiste à appliquer simplement les MCO (Moindres Carrés Ordinaires) sur l'ensemble de notre données mises bout-à-bout sans se préoccuper de leur nature particulière ni de celle de l'aléa ε (le terme d’erreur). Ou nous avons trois variables indépendantes (RSE, TAILLE, RISQUE) avec TAILLE et RISQUE comme variables de contrôles. Cette partie a pour objectif de vérifié l’hypothèse de la relation entre RSE et ROS.

Tableau 3-1 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par la méthode des MCO :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| (Intercept) | 2.0569e-02 | 1.3800 | 0.1793320 |
| RSE | 1.7732e-02 | 1.2235 | 0.2321065 |
| TAILLE | 1.8342e-05 | 4.3931 | 0.0001668 \*\*\* |
| RISQUE | 1.2174e-04 | 0.7064 | 0.4862424 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.51792 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.4623 |  |  |
| F-statistic | 9.31099 |  | 0.00023611 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Avant de commencer l’interprétation de notre modèle, on doit vérifier sa validité. Le tableau 3-1 ci-dessus montre que les résultats du modèle estimé par la méthode des MCO contiennent la valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0.51792 les variables sont considérées bien corrélées, cela signifie que le modèle reflète bien l’information liée aux possibles relations capturées par la régression linéaire multiple ainsi que le modèle est considérés comme significative au seuil (F-stat=9.31099avec p-value=0.00023611 très significatif).

Nous commençons d'abord par le constant; on voit que le constant est non significatif (sig égal à 0.1793320 au seuil de 5%) et son coefficient égal à 2.0569e-02 avec la signe positive. De plus, pour nos principales variables indépendantes, RSE est non significative (valeur p-value égale à 0.2321065 >5%), ce qui signifie que RSE n’est un prédicteur pour le ROS) avec une valeur positive. Cela signifie que lorsque RSE augmentera (diminuera), on ne peut pas prédire comment serai le comportement de ROS, donc le RSE ne contribue pas à expliquer le ROS. On trouve aussi que la variable TAILLE est très significative au seuil de 0.01% avec un coefficient cette fois positive signifiant une relation partialement directe. On trouve aussi que la variable RISQUE n’est pas encore significative.

En utilisant l'analyse de régression linéaire multiple par la méthode des MCE pour les données de panel pour l'année allant de 2018 jusqu’à 2019, il a été constaté que RSE n’est pas un prédicteur pour le ROS, valeur p = 0,0002 < 0,01 et R2-Adj = 0.4623, et le modèle peut bien refléter l’information liée à la relation possible entre ROS et les autres variables indépendantes. (R2 est élevé). On termine par conclure que la RSE n’a pas d’impact sur le ROS (vérification du H3) si on considère que la méthode des MCO est la meilleure méthode pour l’estimation.

Modèle à effets fixes

Le deuxième estimateur est celui de Within (variabilité intra-individuelle) ou les effets fixes des paramètres αi et β sont obtenus en centrant les variables sur les moyennes individuelles respectives. Ce modèle, également appelé modèle de la covariance suppose que les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) sont des effets constants, non aléatoires, qui viennent donc simplement modifier la valeur de la constante selon les valeurs de i et de t.

Tableau 3-2 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets fixes :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 6.5648e-02 | 5.5752 | 9.768e-06 \*\*\* |
| TAILLE | 6.1585e-06 | 0.8576 | 0.39959 |
| RISQUE | 3.7654e-04 | 2.2404 | 0.03459 \* |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.60594 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.52385 |  |  |
| F-statistic | 12.3016 |  | 4.5049e-05 |

., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 0.1% et 0.01%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 3-2 ci-dessus montre les résultats du modèle à effets fixes. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0.60594 une valeur très élevée (une détérioration par rapport à MCO) les variables sont considérées comme bien corrélées, cela signifie que le modèle reflète bien l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet fixe ainsi que le modèle est considéré comme très significatif au seuil (F-stat=12.3016 avec p-value=4.5049e-05 considéré significatif au seuil de 0.1%).

Par rapport aux variables indépendantes, la régression montre que deux variables indépendantes sont significatives sauf la variables TAILLE avec les p-values suivants : (9.768e-06 \*\*\* pour RSE significatif au seuil de 0.1% et le RISQUE avec 0.03459\* 5%) avec des signes positives. On conclure qu’il y’a une amélioration lorsqu’on passe d’une estimation par MCO au modèle à effet fixe capté par l’augmentation R-carré et F-statistique.

Modèle à effets aléatoires

Ce modèle appelé aussi modèle à erreur composée, suppose les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) véritablement aléatoires.

Tableau 3-3 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets aléatoires :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 5.6962e-02 | 3.6882 | 0.002191 \*\* |
| TAILLE | -7.2146e-07 | -0.0964 | 0.924515 |
| RISQUE | 1.6758e-04 | 0.8409 | 0.413593 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.47906 |  |  |
| R- carré-Ajus | -0.0071594 |  |  |
| F-statistic | 4.59795 |  | 0.017887 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 3-3 ci-dessus montrent les résultats du modèle à effets aléatoires. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, à une valeur élevée égale à 0.47906 (une détérioration par rapport à MCO et aussi à effets fixes) les variables sont considérées comme modérément corrélées, cela signifie que le modèle modérément reflète l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet aléatoires ainsi que le modèle est considéré significatif au seuil (F-stat=4.59795 avec p-value=0.017887).

Par rapport aux variables indépendantes, la régression montre qu’aucune de nos variables indépendantes n’est significative sauf le RSE avec un coefficient positive de 5.6962e-02 et une p-value=0.002191 \*\*. On conclure qu’il y’a une détérioration lorsqu’on passe à l’estimation par un modèle à effets aléatoires au niveau de la qualité d’ajustement et l’explicativité des variables indépendantes.

1. Tests de spécification:

Les tests de spécification nous permettent de choisir le meilleur modèle pour notre spécification du modèle,

Le Modèle à effets fixes contre le modèle à effets aléatoires

Le Test d’Hausman :

Ce test permet de discriminer les effets fixes et aléatoires des effets individuels dans un modèle en données de panel. Il s’agit de tester la présence éventuelle d’une corrélation ou d’un défaut de spécification (donc sert à distinguer de la corrélation entre des effets individuels et des variables explicatives).

Tableau 3-4: Résultats du test d’Hausman :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test d’Hausman | | |
| Effets fixes contre effets aléatoires | | |
| chisq | 3.047 |  |
| df | 3 |  |
| p-value | 0.3844 |  |
| alternative hypothesis: one model is inconsistent | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test d’Hausman à une valeur égale à 3.047 avec un p-value de 0.3844 (p-value>5% non significatif) donc on accepte H0, et on opte pour un modèle à effet aléatoire.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires

Le test de **Breusch-Pagan** permet de choisir entre un modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires, si la p-value de la statistique de BP est inférieure au seuil fixé (5%) donc les effets aléatoires seront globalement significatifs en adoptant les hypothèses suivantes:

H0 : Absence d’effets aléatoires.

H1 : Présence d’effets aléatoires.

Tableau 3-5: Résultats du test de Breusch-Pagan :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan | | |
| MCO contre effets aléatoires | | |
| chisq | 0.098289 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.01474 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

On a la statistique du test est de 8.435 avec une p-value de 0.952 (donc significative au seuil de 5%) donc on rejette l’hypothèse nulle, le modèle estimé avec l’effet aléatoire apparait comme le mieux privilégié.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets fixes

Tableau 3-6: Résultats du test de Fischer :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Fischer | | |
| MCO contre effets fixes | | |
| chisq | 20.763 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 5.829e-06 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de Fischer d’ordre de 20.763 est un p-value significative de 5.829e-06 au seuil de 0.1%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le modèle à effets fixes est le plus approprié.

1. Ajustement du modèle choisi

L’étape suivante est d’ajuster notre modèle choisi en testant et en contrôlant les différents problèmes l’hétéroscédasticité, l’autocorrélation et la multi-colinéarité.

Test d’hétéroscédasticité

Il y’a plusieurs tests qui permettent de détecter l’existence de l’étéroscedactisité, parmi ces tests en trouve le test de Breusche-Pagan et le test White. Dans cette partie on ’a choisi le test de BP permettant de vérifier si le carré des résidus peut être expliqué par les variables du modèle, si cette relation est vraie donc il y’a présence de l’hétéroscédacticité.

H0: Présence d’Homoscédasticité.

H1: Présence d’Hétéroscéedasticité.

Tableau 3-7: Résultats du test de Breusch-Pagan  d’Hétéroscéedasticité:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan d’hétéroscédacticité | | |
|  | | |
| chisq | 8.3175 |  |
| df | 5 |  |
| p-value | 0.03989 |  |
| alternative hypothesis: Presence of heteroskedasticity | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test à une statistique de BP d’ordre de 8.3175 est un p-value significatif de 0.03989 au seuil de 5%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le teste montre la présence de l’Hétéroscéedasticité.

Test d’autocorrélation

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation permet de détecter la présence de l’autocorrélation des erreurs idiosyncratiques pour le cas des données en panel.

Tableau 3-8: Résultats du test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Godfrey/Wooldridge | | |
|  | | |
| chisq | 16.442 |  |
| df | 10 |  |
| p-value | 0.08765 |  |
| alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge montre la présence d’autocorrélation des erreurs idiosyncratiques. La statistique est de 16.442 avec un p-value de 0.08765 inférieur à 10%, donc significatif.

Test de multi-colinéarité

Le test de colinéarité montre qu’il y’a une très faible colinéarité entre les variables est donc ça ne nous pose aucun problème dans notre modèle.

Résultats du modèle ajusté

L’étape de correction du modèle permet d’avoir des résultats robustes des problèmes d’autocorrélation et d'hétéroscédasticité déjà trouvés dans notre modèle.

Tableau 3-9 : Résultats du modèle ajusté :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 5.6962e-02 | 4.4506 | 0.0004671 \*\*\* |
| TAILLE | -7.2146e-07 | -0.4826 | 0.6363772 |
| RISQUE | 1.6758e-04 | 2.3034 | 0.0359879 \* |
|  |  |  |  |
| R- carré |  |  |  |
| R- carré-Ajus |  |  |  |
| F-statistic |  |  |  |

 ., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 10%, 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau de la régression robuste montre une amélioration au niveau des coefficients du modèle par rapport au modèle dans le tableau 3-3. La variable RISQUE est significative pour après l’étape d’ajustement. RSE est très significative (valeur p-value égale à 0.0004671 \*\*\* inférieure à 0,01), ce qui signifie que RSE est un prédicteur pour le ROS) et une valeur positive. Cela signifie que lorsque RSE augmentera le ROS augmentera également et vice versa, en suivant partiellement le même comportement, donc le RSE contribue à expliquer le ROS. On trouve aussi que la variable TAILLE n’est pas significative (p-value est de 0.6363772 >5%) avec un coefficient positif.

On conclure que le modèle le plus privilégié pour capter la relation de linéarité du modèle déjà motionné est celui de modélisation par effet aléatoire après correction de l’autocorrélation et l’Hétéroscédasticité, et que la RSE a un impact positif sur le ROS (vérification du H3) si on considère que la modélisation par effet aléatoire ajustée est le meilleur modèle pour l’estimation.

**4 - Analyse empirique de la relation entre la RSE et le ROCE (modèle 4)**

1. Analyse de régression

Lors de cette partie nous allons utiliser trois modèles économétriques, à savoir, la méthode des MCO, le modèle à effet fixe et le modèle à effet aléatoire. Après on passe à tester la spécification de nos modèles.

Modèle de régression estimé par la méthode des MCO (modèle 1)

La première méthode, dite la méthode naïve, consiste à appliquer simplement les MCO (Moindres Carrés Ordinaires) sur l'ensemble de notre données mises bout-à-bout sans se préoccuper de leur nature particulière ni de celle de l'aléa ε (le terme d’erreur) où nous avons trois variables indépendants (RSE, TAILLE, RISQUE) avec TAILLE et RISQUE comme variables de contrôles. Cette partie a pour objectif de vérifier l’hypothèse de la relation entre RSE et ROCE.

Tableau 4-1 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par la méthode des MCO :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| (Intercept) | 2.3681e-01 | 4.9232 | 4.116e-05 \*\*\* |
| RSE | 4.5152e-02 | 0.9653 | 0.3433 |
| TAILLE | -1.7463e-05 | -1.2960 | 0.2064 |
| RISQUE | 6.0703e-04 | 1.0913 | 0.2851 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.10616 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.0030276 |  |  |
| F-statistic | 1.02936 |  | 0.39585 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Avant de commencer l’interprétation de notre modèle, on doit vérifier sa validité. Le tableau 4-1 ci-dessus montre que les résultats du modèle estimé par la méthode des MCO contiennent la valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0.10616 les variables sont considérées comme faiblement corrélées, cela signifie que le modèle reflète modérément l’information liée aux possibles relations capturées par la régression linéaire multiple ainsi que le modèle est considéré comme non significatif au seuil 10% (F-stat=1.02936 avec p-value=0.39585 non significatif).

Nous commençons d'abord par le constant; on voit que le constant est très significatif (p-value égal à 4.116e-05 \*\*\* au seuil de 0.01%) et son coefficient égal à 2.3681e-01 avec la signe positive. De plus, pour nos principales variables indépendantes, RSE est non significative (valeur p-value égale à 0.3433 >5%), ce qui signifie que RSE n’est un prédicteur pour le ROCE) avec une valeur positive.

Cela signifie que lorsque RSE augmentera (ou diminuera), on ne peut pas prédire comment serai le comportement de ROCE, donc le RSE ne contribue pas à expliquer le ROCE. On trouve aussi que les variables ne sont pas significatives.

En utilisant l'analyse de régression linéaire multiple par la méthode des MCE pour les données de panel pour l'année allant de 2018 jusqu’à 2019, il a été constaté que RSE n’est pas un prédicteur pour le ROCE, valeur p = 0,0002 > 0.1 et R2-Adj = 0.0030276

. Et le modèle ne peut pas refléter l’information liée à la relation possible entre ROCE et les autres variables indépendantes. (R2 est très faible). On termine par conclure que la RSE n’a pas d’impact sur le ROCE (vérification du H4) si on considère que la méthode des MCO est la meilleure méthode pour l’estimation.

Modèle à effets fixes

Le deuxième estimateur est celle de Within (variabilité intra-individuelle) où les effets fixes des paramètres αi et β sont obtenus en centrant les variables sur les moyennes individuelles respectives. Ce modèle, également appelé modèle de la covariance suppose que les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) sont des effets constants, non aléatoires, qui viennent donc simplement modifier la valeur de la constante selon les valeurs de i et de t.

Tableau 4-2 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets fixes :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 2.9653e-02 | 0.5437 | 0.59169 |
| TAILLE | 6.8132e-05 | 2.0482 | 0.05163 . |
| RISQUE | 2.0980e-03 | 2.6948 | 0.01266 \* |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.24785 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.091149 |  |  |
| F-statistic | 2.63614 |  | 0.072789 |

., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 0.1% et 0.01%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 4-2 ci-dessus montre les résultats du modèle à effet fixes. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0.24785 une valeur modérément élevé (une amélioration par rapport à MCO) les variables sont considérées comme bien corrélées, cela signifie que le modèle reflète bien l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet fixes ainsi que le modèle est considéré très significatif au seuil (F-stat=2.63614 avec p-value=0.072789 il est considéré significatif au seuil de 0.10%).

Par rapport au variables indépendantes, la régression montre que deux variables indépendantes sont significatives avec les p-values suivants : (0.05163 pour TAILE significatif au seuil de 5% et le RISQUE avec 0.01266\* 1%) avec des signes positives. On conclure qu’il y’a une amélioration lorsqu’on passe d’une estimation par MCO au modèle à effet fixe capté par l’augmentation R-carré et F-statistique et l’amélioration de la significativité des variables indépendantes.

Modèle à effets aléatoires

Ce modèle appelé aussi modèle à erreur composée, suppose les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) véritablement aléatoires.

Tableau 4-3 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets aléatoires :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | -5.9990e-03 | -0.0631 | 0.95051 |
| TAILLE | 7.2607e-05 | 1.5756 | 0.13597 |
| RISQUE | 2.3673e-03 | 1.9302 | 0.07271 . |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.21405 |  |  |
| R- carré-Ajus | -0.51951 |  |  |
| F-statistic | 1.36169 |  | 0.29242 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 4-3 ci-dessus montre les résultats du modèle à effets aléatoires. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, à une valeur élevé égal à 0.21405 (une détérioration par rapport à l’effets fixes et amélioration par rapport à MCO) les variables sont considérées comme modérément corrélées, cela signifie que le modèle modérément reflète l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet aléatoires ainsi que le modèle est considéré non significatif au seuil (F-stat=1.36169avec p-value=0.29242).

Par rapport aux variables indépendantes, la régression montre qu’aucune de nos variables indépendantes n’est significative sauf le RISQUE avec un coefficient positif de 2.3673e-03 et un p-value=0.07271 significatif au seuil de 10%. On conclue qu’il y’a une détérioration lorsqu’on passe à l’estimation par un modèle à effets aléatoires au niveau de la qualité d’ajustement et l’explicativité des variables indépendantes.

1. Tests de spécification:

Les tests de spécification nous permettent de choisir le meilleur modèle pour notre spécification du modèle,

Modèle à effets fixes contre le modèle à effets aléatoires

Le Test d’Hausman :

Ce test permet de discriminer les effets fixes et aléatoires des effets individuels dans un modèle en données de panel. Il s’agit de tester la présence éventuelle d’une corrélation ou d’un défaut de spécification (donc sert à distinguer de la corrélation entre des effets individuels et des variables explicatives).

Tableau 4-4: Résultats du test d’Hausman :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test d’Hausman | | |
| Effets fixes contre effets aléatoires | | |
| chisq | 0.35254 |  |
| Df | 3 |  |
| p-value | 0.9499 |  |
| alternative hypothesis: one model is inconsistent | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test d’Hausman a une valeur égale à 0.35254 avec un p-value de 0.9499 (p-value>5% non significatif) donc on accepte H0, et on opte pour un modèle à effet aléatoire.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires

Le test de **Breusch-Pagan** permet de choisir entre un modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires, si le p-value de la statistique de BP est inférieur au seuil fixé (5%) donc les effets aléatoires seront globalement significatifs en adoptant les hypothèses suivantes:

H0 : Absence d’effets aléatoires.

H1 : Présence d’effets aléatoires.

Tableau 4-5: Résultats du test de Breusch-Pagan :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan | | |
| MCO contre effets aléatoires | | |
| chisq | 1.374 |  |
| Df | 2 |  |
| p-value | 0.5031 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

On a la statistique du test est de 8.435 avec un p-value de 0.952 (donc non significatif au seuil de 10%) donc on accepte l’hypothèse nulle, le modèle estimé avec MCO apparait comme le mieux privilégié.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets fixes

Tableau 4-6: Résultats du test de Fischer :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Fischer | | |
| MCO contre effets fixes | | |
| chisq | 1.5828 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.1833 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de Fischer d’ordre de 1.5828 et un p-value non significatif de 0.1833 au seuil de 0.1%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est acceptée, le modèle avec MCO est le plus approprié.

1. Ajustement du modèle choisi

L’étape suivant est d’ajuster notre modèle choisi en testant et contrôlant les différents problèmes l’hétéroscédasticité, l’autocorrélation et la multi-colinéarité.

Test d’hétéroscédasticité

Il y’a plusieurs tests permet de détecter l’existence de l’étéroscedactisité, parmi ces tests on trouve le test de Breusche-Pagan et le test White. Dans cette partie on a choisi le test de BP. Il permet de vérifier si le carré des résidus peut être expliqué par les variables du modèle, si cette relation est vraie donc il y’a présence de l’hétéroscédacticité.

H0: Présence d’Homoscédasticité

H1: Présence d’Hétéroscéedasticité

Tableau 4-7: Résultats du test de Breusch-Pagan  d’Hétéroscéedasticité:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan d’hétéroscédacticité | | |
|  | | |
| chisq | 38.911 |  |
| df | 5 |  |
| p-value | 1.812e-08 |  |
| alternative hypothesis: Presence of heteroskedasticity | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de BP d’ordre de 38.911et un p-value significatif de 1.812e-08 au seuil de 0.1%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le teste montre présence de l’Hétéroscéedasticité.

Test d’autocorrélation

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation permet de détecter la présence de l’autocorrélation des erreurs idiosyncratique pour le cas des données en panel.

Tableau 4-8: Résultats du test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Godfrey/Wooldridge | | |
|  | | |
| chisq | 13.309 |  |
| df | 10 |  |
| p-value | 0.2069 |  |
| alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge montre l’absence d’autocorrélation des erreurs idiosyncratique. La statistique est de 13.309 avec un p-value de 0.2069 supérieur à 10%, donc significatif.

Test de multi-colinéarité

Le test de colinéarité montre qu’il y’a une très faible colinéarité entre les variables est donc ça ne pose aucun problème dans notre modèle.

Résultats du modèle ajusté

L’étape de correction du modèle permet d’avoir des résultats robustes des problèmes d’autocorrélation et d'hétéroscédasticité déjà trouvés dans notre modèle.

Tableau 4-9 : Résultats du modèle ajusté :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| (Intercept) | 2.3681e-01 | 38.1354 | < 2.2e-16 \*\*\* |
| RSE | 4.5152e-02 | 0.6198 | 0.5408 |
| TAILLE | -1.7463e-05 | -5.5165 | 8.645e-06 \*\*\* |
| RISQUE | 6.0703e-04 | 0.7456 | 0.4626 |
|  |  |  |  |
| R- carré |  |  |  |
| R- carré-Ajus |  |  |  |
| F-statistic |  |  |  |

 ., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 10%, 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau de la régression robuste montre une amélioration au niveau des coefficients du modèle par rapport au modèle dans le tableau 4-1. La variable TAILLE est significative après l’étape d’ajustement. RSE et RISQUE ne sont pas significatives, ce qui signifie que la TAILLE est le seule prédicteur pour le ROCE) et une valeur positive. Cela signifie que lorsque RSE augmentera, le ROCE augmentera également et vice versa, en suivant partiellement le même comportement, donc la TAILLE contribue à expliquer le ROCE.

On conclure que le modèle le plus privilégié pour capter la relation de linéarité du modèle déjà motionné est celui de modélisation par la méthode des MCO après correction de l’Hétéroscédasticité, et que la RSE a un impact positif sur le ROCE (vérification du H4) si on considère que la modélisation par MCO ajusté est la meilleure méthode pour l’estimation.

**5 - Analyse empirique de la relation entre la RSE et le MARGE\_OPERA (modèle 5)**

1. Analyse de régression

Lors de cette partie nous allons utiliser trois modèles économétriques, à savoir, la méthode des MCO, le modèle à effet fixe et le modèle à effet aléatoire. Après on passe à tester la spécification de nos modèles.

Modèle de régression estimé par la méthode des MCO (modèle 1)

La première méthode, dite la méthode naïve, consiste à appliquer simplement les MCO (Moindres Carrés Ordinaires) sur l'ensemble de notre données mises bout-à-bout sans se préoccuper de leur nature particulière ni de celle de l'aléa ε (le terme d’erreur) où nous avons trois variables indépendants (RSE, TAILLE, RISQUE) avec TAILLE et RISQUE comme variables de contrôles. Cette partie à un objectif de vérifier l’hypothèse de la relation entre RSE et MARGE\_OPERA.

Tableau 5-1 : Résultat du modèle de la régression linéaire multiple par la méthode des MCO :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| (Intercept) | 1.3616e-01 | 1.3871 | 0.1772 |
| RSE | -8.9613e-02 | -0.9389 | 0.3564 |
| TAILLE | 2.0583e-05 | 0.7485 | 0.4609 |
| RISQUE | -1.8534e-04 | -0.1633 | 0.8716 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.041892 |  |  |
| R- carré-Ajus | -0.068659 |  |  |
| F-statistic | 0.378935 |  | 0.76896 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Avant de commencer l’interprétation de notre modèle, on doit vérifier son validité. Le tableau 5-1 ci-dessus montre que le résultat du modèle estimé par la méthode des MCO contient la valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0.041892 les variables sont considérées comme très faiblement corrélées, cela signifie que le modèle reflète faiblement l’information liée aux possibles relations capturées par la régression linéaire multiple ainsi que le modèle est considéré comme non significatif au seuil 10% (F-stat=0.378935 avec p-value=0.76896 non significatif).

Le tableau montre qu’aucune des variables n’est significative. On termine par conclure que, la RSE n’a pas d’impact sur le MARGE\_OPERA (vérification du H5) si on considère que la méthode des MCO est la meilleure méthode pour l’estimation.

Modèle à effets fixes

Le deuxième estimateur est celui de Within (variabilité intra-individuelle) où les effets fixes des paramètres αi et β sont obtenus en centrant les variables sur les moyennes individuelles respectives. Ce modèle, également appelé modèle de la covariance suppose que les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) sont des effets constants, non aléatoires, qui vont donc simplement modifier la valeur de la constante selon les valeurs de i et de t.

Tableau 5-2 : Résultat du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets fixes :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 1.7678e-02 | 0.1436 | 0.8870 |
| TAILLE | 1.1812e-05 | 0.1573 | 0.8763 |
| RISQUE | 7.4186e-04 | 0.4221 | 0.6767 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.0078997 |  |  |
| R- carré-Ajus | -0.19879 |  |  |
| F-statistic | 0.0637005 |  | 0.97851 |

., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 0.1% et 0.01%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 5-2 ci-dessus montre les résultats du modèle à effets fixes. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0.0078997 une valeur très faible (une détérioration par rapport à MCO) les variables sont considérées comme faiblement corrélées ou absence de corrélation, cela signifie que le modèle ne reflète pas bien l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet fixes ainsi que le modèle est considérés non significatif au seuil (F-stat=0.0637005 avec p-value=0.97851).

Le tableu montre qu’aucune des variables n’est significative. On termine par conclure que, la RSE n’a pas d’impact sur le MARGE\_OPERA (vérification du H5) si on considère que la méthode à effets fixes est la meilleure méthode pour l’estimation.

Modèle à effets aléatoires

Ce modèle appelé aussi modèle à erreur composée, suppose les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) véritablement aléatoires.

Tableau 5-3 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets aléatoires :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 2.9294e-01 | 1.6918 | 0.11134 |
| TAILLE | 1.5152e-04 | 1.8050 | 0.09119 . |
| RISQUE | 1.8227e-03 | 0.8159 | 0.42735 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.30378 |  |  |
| R- carré-Ajus | -0.34602 |  |  |
| F-statistic | 2.18164 |  | 0.13266 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 5-3 ci-dessus montre les résultats du modèle à effets aléatoires. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, à une valeur élevée égale à 0.30378 (une amélioration par rapport aux effets fixes et par rapport à MCO) les variables sont considérées comme modérément corrélées, cela signifie que le modèle modérément reflète l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet aléatoires ainsi que le modèle est considéré non significatif au seuil (F-stat=2.18164 avec p-value=0.13266).

Par rapport aux variables indépendantes, la régression montre qu’aucune de nos variables indépendantes n’est significative sauf la TAILLE au seuil de 10% avec un coefficient positive de 1.5152e-04. On conclure qu’il y’a une amélioration lorsqu’on passe à l’estimation par un modèle à effets aléatoires au niveau de la qualité d’ajustement et l’explicativité des variables indépendantes.

1. Tests de spécification:

Les tests de spécification nous permettent de choisir le meilleur modèle pour notre spécification du modèle,

Modèle à effets fixes contre le modèle à effets aléatoires

Le Test d’Hausman :

Ce test permet de discriminer les effets fixes et aléatoires des effets individuels dans un modèle en données de panel. Il s’agit de tester la présence éventuelle d’une corrélation ou d’un défaut de spécification (donc sert à distinguer de la corrélation entre des effets individuels et des variables explicatives).

Tableau 5-4: Résultats du test d’Hausman :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test d’Hausman | | |
| Effets fixes contre effets aléatoires | | |
| chisq | 27.142 |  |
| df | 3 |  |
| p-value | 5.498e-06 |  |
| alternative hypothesis: one model is inconsistent | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test d’Hausman à une valeur égale à 27.142 avec une p-value de 0.9499 (p-value>0.1% significatif) donc on rejette H0, et opter pour un modèle à effet fixe.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires

Le test de **Breusch-Pagan** permet de choisir entre un modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires, si le p-value de la statistique de BP est inférieur au seuil fixé (5%) donc les effets aléatoires seront globalement significatifs en adoptant les hypothèses suivantes:

H0 : Absence d’effets aléatoires

H1 : Présence d’effets aléatoires

Tableau 5-5: Résultats du test de Breusch-Pagan :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan | | |
| MCO contre effets aléatoires | | |
| chisq | 0.74048 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.6906 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

On a la statistique du test est de 0.74048 avec un p-value de 0.6906 (donc non significatif au seuil de 10%) donc on accepte l’hypothèse nulle, le modèle estimé avec MCO apparait comme le mieux privilégié.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets fixes

Tableau 5-6: Résultats du test de Fischer :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Fischer | | |
| MCO contre effets fixes | | |
| chisq | 0.99803 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.3834 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de Fischer d’ordre de 0.99803 et un p-value non significatif de 0.3834 au seuil de 10%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est acceptée, le modèle avec MCO est le plus approprié.

1. Ajustement du modèle choisi

L’étape suivante est d’ajuster notre modèle choisi en testant et contrôlant les différents problèmes l’hétéroscédasticité, l’autocorrélation et la multi-colinéarité.

Test d’hétéroscédasticité

Il y’a plusieurs tests permettant de détecter l’existence de l’étéroscedactisité, parmi ces tests on trouve le test de Breusche-Pagan et le test White. Dans cette partie on a choisi le test de BP qui permet de vérifier si le carré des résidus peut être expliqué par les variables du modèle, si cette relation est vraie donc il y’a présence de l’hétéroscédacticité.

H0: Présence d’Homoscédasticité.

H1: Présence d’Hétéroscéedasticité.

Tableau 5-7: Résultats du test de Breusch-Pagan  d’Hétéroscéedasticité:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan d’hétéroscédacticité | | |
|  | | |
| chisq | 13.114 |  |
| df | 5 |  |
| p-value | 0.004396 |  |
| alternative hypothesis: Presence of heteroskedasticity | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de BP d’ordre de 13.114 et un p-value significatif de 0.004396 au seuil de 0.01%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le teste montre la présence de l’Hétéroscéedasticité.

Test d’autocorrélation

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation permet de détecter la présence de l’autocorrélation des erreurs idiosyncratiques pour le cas des données en panel.

Tableau 5-8: Résultats du test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Godfrey/Wooldridge | | |
|  | | |
| chisq | 12.281 |  |
| df | 10 |  |
| p-value | 0.2667 |  |
| alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge montre l’absence d’autocorrélation des erreurs idiosyncratiques. La statistique est de 12.281 avec un p-value de 0.2667 supérieur à 10%, donc significatif.

Test de multi-colinéarité

Le test de colinéarité montre qu’il y’a une très faible colinéarité entre les variables est donc ça nous ne pose aucun problème dans notre modèle.

Résultats du modèle ajusté

L’étape de correction du modèle permet d’avoir des résultats robustes des problèmes d’autocorrélation et d'hétéroscédasticité déjà trouvés dans notre modèle.

Tableau 5-9 : Résultats du modèle ajusté :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| (Intercept) | 1.3616e-01 | 1.9977 | 0.05632 . |
| RSE | -8.9613e-02 | -2.6237 | 0.01436 \* |
| TAILLE | 2.0583e-05 | 1.4172 | 0.16830 |
| RISQUE | -1.8534e-04 | -0.4082 | 0.68647 |
|  |  |  |  |
| R- carré |  |  |  |
| R- carré-Ajus |  |  |  |
| F-statistic |  |  |  |

 ., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 10%, 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau de la régression robuste montre une amélioration au niveau des coefficients du modèle par rapport au modèle dans le tableau 5-1. La variable RSE est significative après l’étape d’ajustement. TAILLE et RISQUE ne sont pas significatives, ce qui signifie que la RSE est la seule prédicteur pour le MARGE\_OPERA) et une valeur positive. Cela signifie que lorsque RSE augmentera, le MARGE\_OPERA augmentera également et vice versa, en suivant partiellement le même comportement, donc la RSE contribue à expliquer le MARGE\_OPERA.

On conclure que le modèle le plus privilégié pour capter la relation de linéarité du modèle déjà motionné est celui de modélisation par la méthode des MCO après correction de l’Hétéroscédasticité, et que la RSE a un impact positif sur le MARGE\_OPERA (vérification du H5) si on considère que la modélisation par MCO ajustée est la meilleure méthode pour l’estimation.

**6 - Analyse empirique de la relation entre la RSE et le MARGE\_IBITDA (modèle 6)**

1. Analyse de régression

Lors de cette partie nous allons utiliser trois modèles économétriques, à savoir, la méthode des MCO, le modèle à effet fixe et le modèle à effet aléatoire. Après on passe à tester la spécification de nos modèles.

Modèle de régression estimé par la méthode des MCO (modèle 1)

La première méthode, dite la méthode naïve, consiste à appliquer simplement les MCO (Moindres Carrés Ordinaires) sur l'ensemble de nos données mises bout-à-bout sans se préoccuper de leur nature particulière ni de celle de l'aléa ε (le terme d’erreur), où nous avons trois variables indépendantes (RSE, TAILLE, RISQUE) avec TAILLE et RISQUE comme variables de contrôles. Cette partie a pour objectif de vérifier l’hypothèse de la relation entre RSE et MARGE\_IBITDA.

Tableau 6-1 : Résultat du modèle de la régression linéaire multiple par la méthode des MCO :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| (Intercept) | 0.89735090 | 0.3829 | 0.7049 |
| RSE | -0.87015570 | -0.3818 | 0.7057 |
| TAILLE | 0.00576377 | 8.7785 | 2.97e-09 \*\*\* |
| RISQUE | 0.03958239 | 1.4604 | 0.1562 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.77185 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.74553 |  |  |
| F-statistic | 29.3207 |  | 1.6854e-08 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Avant de commencer l’interprétation de notre modèle, on doit vérifier sa validité. Le tableau 6-1 ci-dessus montre que le résultat du modèle estimé par la méthode des MCO contient la valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré très élevé égal à 0.77185 les variables sont considérées comme très corrélées, cela signifie que le modèle reflète parfaitement l’information liée aux possibles relations capturées par la régression linéaire multiple ainsi que le modèle est considéré comme significatif au seuil 10% (F-stat=29.3207 avec p-value=1.6854e-08 très significatif).

Le tableau montre qu’aucune des variables n’est significatives sauf la TAILLE avec un coefficient égale à 0.00576377 et un p-value=2.97e-09 \*\*\* très significatif. On termine par conclure que, la RSE n’a pas d’impact sur le MARGE\_IBITDA (vérification du H6) si on considère que la méthode des MCO est la meilleure méthode pour l’estimation.

Modèle à effets fixes

Le deuxième estimateur est celui de Within (variabilité intra-individuelle) où les effets fixes des paramètres αi et β sont obtenus en centrant les variables sur les moyennes individuelles respectives. Ce modèle, également appelé modèle de la covariance, suppose que les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) sont des effets constants, non aléatoires, qui vont donc simplement modifier la valeur de la constante selon les valeurs de i et de t.

Tableau 6-2 : Résultat du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets fixes :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 5.1860990 | 2.2584 | 0.03329 \* |
| TAILLE | 0.0027823 | 1.9867 | 0.05849 . |
| RISQUE | 0.0440119 | 1.3427 | 0.19192 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.34982 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.21437 |  |  |
| F-statistic | 4.30432 |  | 0.014518 |

., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 0.1% et 0.01%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 6-2 ci-dessus montre les résultats du modèle à effet fixes. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0.34982 une valeur modérément élevée (une détérioration par rapport à MCO) les variables sont considérées comme modérément corrélées, cela signifie que le modèle reflète l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet fixes ainsi que le modèle est considéré significatif au seuil de 5% (F-stat=4.30432 avec p-value=0.014518).

Le tableau montre que deux variables sont significatives. On termine par conclure que, la RSE a pas d’impact positive sur le MARGE\_IBITDA (vérification du H6) si on considère que la méthode à effet fixes est la meilleure méthode pour l’estimation.

Modèle à effets aléatoires

Ce modèle appelé aussi modèle à erreur composée, suppose les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) véritablement aléatoires.

Tableau 6-3 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets aléatoires :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 3.96277130 | 1.1852 | 0.2544 |
| TAILLE | 0.00094977 | 0.5859 | 0.5666 |
| RISQUE | -0.02079595 | -0.4821 | 0.6367 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.18879 |  |  |
| R- carré-Ajus | -0.56833 |  |  |
| F-statistic | 1.16366 |  | 0.3563 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 6-3 ci-dessus montre les résultats du modèle à effets aléatoires. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, à une modérément élevé égal à 0.18879 (une détérioration par rapport aux effets fixes et par rapport à MCO), les variables sont considérées comme modérément corrélées, cela signifie que le modèle modérément reflète l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet aléatoires ainsi que le modèle est considéré non significatif au seuil (F-stat=1.16366 avec p-value=0.3563).

Par rapport aux variables indépendantes, la régression montre qu’aucune de nos variables indépendantes n’est significative.

1. Tests de spécification:

Les tests de spécification nous permettent de choisir le meilleur modèle pour notre spécification du modèle,

Modèle à effets fixes contre le modèle à effets aléatoires

Le Test d’Hausman :

Ce test permet de discriminer les effets fixes et aléatoires des effets individuels dans un modèle en données de panel. Il s’agit de tester la présence éventuelle d’une corrélation ou d’un défaut de spécification (donc sert à distinguer de la corrélation entre des effets individuels et des variables explicatives).

Tableau 6-4: Résultats du test d’Hausman :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test d’Hausman | | |
| Effets fixes contre effets aléatoires | | |
| chisq | 6.1611 |  |
| df | 3 |  |
| p-value | 0.104 |  |
| alternative hypothesis: one model is inconsistent | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test d’Hausman à une valeur égale à 6.1611 avec un p-value de 0.104 (p-value>0.05% significatif) donc on rejette H0, et opter pour un modèle à effet fixe.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires

Le test de **Breusch-Pagan** permet de choisir entre un modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires, si le p-value de la statistique de BP est inférieur au seuil fixé (5%) donc les effets aléatoires seront globalement significatifs en adoptant les hypothèses suivante:

H0 : Absence d’effets aléatoires

H1 : Présence d’effets aléatoires

Tableau 6-5: Résultats du test de Breusch-Pagan :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan | | |
| MCO contre effets aléatoires | | |
| chisq | 1.8262 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.4013 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

On a la statistique du test est de 1.8262 avec un p-value de 0.4013 (donc non significatif au seuil de 10%) donc on accepte l’hypothèse nulle, le modèle estimé avec MCO apparait comme le mieux privilégié.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets fixes

Tableau 6-6: Résultats du test de Fischer :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Fischer | | |
| MCO contre effets fixes | | |
| chisq | 9.3022 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.001021 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de Fischer d’ordre de 9.3022 et un p-value significatif de 0.001021 au seuil de 10%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est acceptée, le modèle avec effet fixe est le plus approprié.

1. Ajustement du modèle choisi

L’étape suivante est d’ajuster notre modèle choisi en testant et contrôlant les différents problèmes l’hétéroscédasticité, l’autocorrélation et la multi-colinéarité.

Test d’hétéroscédasticité

Il y’a plusieurs tests permettant de détecter l’existence de l’étéroscedactisité, parmi ces tests en trouve le test de Breusche-Pagan et le test White. Dans cette partie on a choisi le test de BP. Il permet de vérifier si le carré des résidus peut être expliqué par les variables du modèle, si cette relation est vraie donc il y’a présence de l’hétéroscédacticité.

H0: Présence d’Homoscédasticité

H1: Présence d’Hétéroscéedasticité

Tableau 6-7: Résultats du test de Breusch-Pagan  d’Hétéroscéedasticité:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan d’hétéroscédacticité | | |
|  | | |
| chisq | 6.9464 |  |
| df | 5 |  |
| p-value | 0.07363 |  |
| alternative hypothesis: Presence of heteroskedasticity | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de BP d’ordre de 6.9464 et un p-value significatif de 0.07363 au seuil de 0.10%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le teste montre la présence de l’Hétéroscéedasticité.

Test d’autocorrélation

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation permet de détecter la présence de l’autocorrélation des erreurs idiosyncratique pour le cas des données en panel.

Tableau 6-8: Résultats du test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Godfrey/Wooldridge | | |
|  | | |
| chisq | 10.125 |  |
| df | 10 |  |
| p-value | 0.4296 |  |
| alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge montre l’absence d’autocorrélation des erreurs idiosyncratique. La statistique est de 10.125 avec un p-value de 0.4296 inférieur à 10%, donc significatif.

Test de multi-colinéarité

Le test de colinéarité montre qu’il y’a une très faible colinéarité entre les variables et donc ça nous ne pose aucun problème dans notre modèle.

Résultats du modèle ajusté

L’étape de correction du modèle permet d’avoir des résultats robustes des problèmes d’autocorrélation et d'hétéroscédasticité déjà trouvés dans notre modèle.

Tableau 6-9 : Résultats du modèle ajusté :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 5.18609896 | 22.2795 | < 2.2e-16 \*\*\* |
| TAILLE | 0.00278233 | 10.1647 | 3.57e-10 \*\*\* |
| RISQUE | 0.04401189 | 3.2431 | 0.003459 \*\* |
|  |  |  |  |
| R- carré |  |  |  |
| R- carré-Ajus |  |  |  |
| F-statistic |  |  |  |

 ., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 10%, 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau de la régression robuste montre une amélioration au niveau des coefficients du modèle par rapport au modèle dans le tableau 5-2. Toutes les variables sont significatives après l’étape d’ajustement, ce qui signifie que les trois variables (RSE, TAILLE, RISQUE) sont des prédicteurs pour le MARGE\_IBITDA) avec des coefficients positifs. Cela signifie que lorsque RSE augmentera, le MARGE\_IBITDA augmentera également et vice versa, en suivant partiellement le même comportement, donc la RSE contribue à expliquer le MARGE\_IBITDA.

On conclure que le modèle le plus privilégié pour capter la relation de linéarité du modèle déjà motionné est celui de modélisation par l’effet fixe après correction de l’Hétéroscédasticité, et que la RSE a un impact positif sur le MARGE\_IBITDA (vérification du H6) si on considère que la modélisation par effet fixe ajuster est la meilleure méthode pour l’estimation.

**7 - Analyse empirique de la relation entre la RSE et le EBE (modèle 7)**

1. Analyse de régression

Lors de cette partie nous allons utiliser trois modèles économétriques, à savoir, la méthode des MCO, le modèle à effet fixe et le modèle à effet aléatoire. Après on passe à tester la spécification de nos modèles.

Modèle de régression estimé par la méthode des MCO (modèle 7)

La première méthode, dite la méthode naïve, consiste à appliquer simplement les MCO (Moindres Carrés Ordinaires) sur l'ensemble de notre données mises bout-à-bout sans se préoccuper de leur nature particulière ni de celle de l'aléa ε (le terme d’erreur), où nous avons trois variables indépendantes (RSE, TAILLE, RISQUE) avec TAILLE et RISQUE comme variables de contrôles. L’objectif de cette partie est de vérifier l’hypothèse de la relation entre RSE et EBE.

Tableau 7-1 : Résultat du modèle de la régression linéaire multiple par la méthode des MCO :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| (Intercept) | 515.621893 | 5.6905 | 5.490e-06 \*\*\* |
| RSE | 171.234403 | 1.9435 | 0.06286 . |
| TAILLE | 0.136283 | 5.3690 | 1.272e-05 \*\*\* |
| RISQUE | 0.625615 | 0.5971 | 0.55562 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.63069 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.58808 |  |  |
| F-statistic | 14.8006 |  | 8.0619e-06 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Avant de commencer l’interprétation de notre modèle, on doit vérifier sa validité. Le tableau 7-1 ci-dessus montre que les résultats du modèle estimé par la méthode des MCO contiennent la valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré très élevé égal à 0.63069 les variables sont considérées comme très corrélées, cela signifie que le modèle reflète parfaitement l’information liée aux possibles relations capturées par la régression linéaire multiple ainsi que le modèle est considéré comme significatif au seuil 10% (F-stat=14.8006 avec p-value=8.0619e-06 très significatif).

Le tableau montre que deux variables sont significatives sauf le RISQUE avec des coefficients respectivement égaux 171.234403 pour RSE et 0.136283 pour la TAILLE avec des p-values égaux à 0.06286 pour RSE et 1.272e-05 pour la TAILLE. On termine par conclure que, la RSE a un impact sur EBE (vérification du H7) si on considère que la méthode des MCO est la meilleure méthode pour l’estimation.

Modèle à effets fixes

Le deuxième estimateur est celui de Within (variabilité intra-individuelle) où les effets fixes des paramètres αi et β sont obtenus en centrant les variables sur les moyennes individuelles respectives. Ce modèle, également appelé modèle de la covariance, suppose que les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) sont des effets constants, non aléatoires, qui viennent donc simplement modifier la valeur de la constante selon les valeurs de i et de t.

Tableau 7-2 : Résultat du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets fixes :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 86.13134 | 0.7491 | 0.46107 |
| TAILLE | 0.16945 | 2.4166 | 0.02363 \* |
| RISQUE | 0.39524 | 0.2408 | 0.81173 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.33224 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.19313 |  |  |
| F-statistic | 3.9804 |  | 0.019582 |

., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 0.1% et 0.01%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 7-2 ci-dessus montre les résultats du modèle à effet fixes. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0.33224 une valeur modérément élevée (une détérioration par rapport à MCO) les variables sont considérées comme modérément corrélées, cela signifie que le modèle reflète l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet fixes ainsi que le modèle est considéré significatif au seuil de 5% (F-stat=3.9804 avec p-value=0.019582).

Le tableau montre que seulement la TAILLE qui est significative. On termine par conclure que, la RSE n’a pas d’impact positif sur l’EBE (vérification du H7) si on considère que la méthode à effet fixes est la meilleure méthode pour l’estimation.

Modèle à effets aléatoires

Ce modèle appelé aussi modèle à erreur composée, suppose les deux erreurs (erreur idiosyncratique est le terme d’erreur) véritablement aléatoires.

Tableau 7-3 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets aléatoires :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | -89.423425 | -0.4397 | 0.6664 |
| TAILLE | 0.160662 | 1.6296 | 0.1240 |
| RISQUE | 0.184154 | 0.0702 | 0.9450 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.21448 |  |  |
| R- carré-Ajus | -0.51868 |  |  |
| F-statistic | 1.36519 |  | 0.2914 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 7-3 ci-dessus montre les résultats du modèle à effets aléatoires. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, est modérément élevée, égale à 0. 21448 (une détérioration par rapport aux effets fixes et par rapport à MCO), les variables sont considérées comme modérément corrélées, cela signifie que le modèle modérément reflète l’information liée aux possibles relations capturées par l’effet aléatoires ainsi que le modèle est considéré non significatif au seuil (F-stat=1.36519 avec p-value=0.2914).

Par rapport aux variables indépendantes, la régression montre qu’aucune de nos variables indépendantes n’est significative.

1. Tests de spécification:

Les tests de spécification nous permettent de choisir le meilleur modèle pour notre spécification du modèle,

Modèle à effets fixes contre le modèle à effets aléatoires

Le Test d’Hausman :

Ce test permet de discriminer les effets fixes et aléatoires des effets individuels dans un modèle en données de panel. Il s’agit de tester la présence éventuelle d’une corrélation ou d’un défaut de spécification (donc sert à distinguer de la corrélation entre des effets individuels et des variables explicatives).

Tableau 7-4: Résultats du test d’Hausman :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test d’Hausman | | |
| Effets fixes contre effets aléatoires | | |
| chisq | 1.1063 |  |
| df | 3 |  |
| p-value | 0.7756 |  |
| alternative hypothesis: one model is inconsistent | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test d’Hausman à une valeur égale à 1.1063 avec un p-value de 0.104 (p-value<0.05% non significatif) donc on accepte H0, et on opte pour un modèle à effet aléatoire.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires

Le test de **Breusch-Pagan** permet de choisir entre un modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires, si le p-value de la statistique de BP est inférieur au seuil fixé (5%) donc les effets aléatoires seront globalement significatifs en adoptant les hypothèses suivantes:

H0 : Absence d’effets aléatoires

H1 : Présence d’effets aléatoires

Tableau 7-5: Résultats du test de Breusch-Pagan :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan | | |
| MCO contre effets aléatoires | | |
| chisq | 2.8128 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.245 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

On a la statistique du test est de 2.8128 avec un p-value de 0.245 (donc non significatif au seuil de 10%) donc on accepte l’hypothèse nulle, le modèle estimé avec MCO apparait comme le mieux privilégié.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets fixes

Tableau 7-6: Résultats du test de Fischer :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Fischer | | |
| MCO contre effets fixes | | |
| chisq | 0.7 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.5064 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de Fischer d’ordre de 0.7 et un p-value non significatif de 0.5064 au seuil de 5%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le modèle avec la méthode des MCO est le plus approprié.

1. Ajustement du modèle choisi

L’étape suivante est d’ajuster notre modèle choisi en testant et contrôlant les différents problèmes l’hétéroscédasticité, l’autocorrélation et la multi-colinéarité.

Test d’hétéroscédasticité

Il y’a plusieurs tests qui permettent de détecter l’existence de l’étéroscedactisité, parmi ces tests on trouve le test de Breusche-Pagan et le test White. Dans cette partie on a choisi le test de BP, il permet de vérifier si le carré des résidus peut être expliqué par les variables du modèle, si cette relation est vraie donc il y’a présence de l’hétéroscédacticité.

H0: Présence d’Homoscédasticité

H1: Présence d’Hétéroscéedasticité

Tableau 7-7: Résultats du test de Breusch-Pagan  d’Hétéroscéedasticité:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan d’hétéroscédacticité | | |
|  | | |
| chisq | 3.9986 |  |
| df | 3 |  |
| p-value | 0.2616 |  |
| alternative hypothesis: Presence of heteroskedasticity | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de BP d’ordre de 3.9986 et un p-value non significatif de 0.2616 au seuil de 5%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est accepté, le teste montre la absence de l’Hétéroscéedasticité.

Test d’autocorrélation

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation permet de détecter la présence de l’autocorrélation des erreurs idiosyncratique pour le cas des données en panel.

Tableau 7-8: Résultats du test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Godfrey/Wooldridge | | |
|  | | |
| chisq | 12.782 |  |
| df | 10 |  |
| p-value | 0.2361 |  |
| alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge montre l’absence d’autocorrélation des erreurs idiosyncratiques. La statistique est de 12.782 avec un p-value de 0.2361 supérieur à 10%, donc significatif.

Test de multi-colinéarité

Le test de colinéarité montre qu’il y’a une très faible colinéarité entre les variables et donc ça nous ne pose aucun problème dans notre modèle.

Résultats du modèle ajusté

L’étape de correction du modèle permet d’avoir des résultats robustes des problèmes d’autocorrélation et d'hétéroscédasticité et d’après l’étape de la vérification de ces problèmes, on trouve qu’on ne souffre pas de ces problèmes. Donc on conclue que le modèle avec la méthode des MCO est le plus approprié (voir le tableau 7.1).

**8 - Analyse empirique de la relation entre la RSE et le MBN (modèle 8)**

1. Analyse de régression

Lors de cette partie nous allons utiliser trois modèles économétriques, à savoir, la méthode des MCO, le modèle à effet fixe et le modèle à effet aléatoire. Après on passe à tester la spécification de nos modèles.

Modèle de régression estimé par la méthode des MCO (modèle 8)

La première méthode, dite la méthode naïve, consiste à appliquer simplement les MCO (Moindres Carrés Ordinaires) sur l'ensemble de nos données mises bout-à-bout sans se préoccuper de leur nature particulière ni de celle de l'aléa ε (le terme d’erreur), où nous avons trois variables indépendantes (RSE, TAILLE, RISQUE) avec TAILLE et RISQUE comme variables de contrôles. Cette partie a pour objectif de vérifier l’hypothèse de la relation entre RSE et MBN.

Tableau 8-1 : Résultat du modèle de la régression linéaire multiple par la méthode des MCO :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| (Intercept) | 1.4495e-02 | 0.9159 | 0.3681216 |
| RSE | 2.0735e-02 | 1.3475 | 0.1894480 |
| TAILLE | 1.9451e-05 | 4.3877 | 0.0001691 \*\*\* |
| RISQUE | 1.4053e-04 | 0.7679 | 0.4494524 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.52518 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.47039 |  |  |
| F-statistic | 9.58585 |  | 0.00019503 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Avant de commencer l’interprétation de notre modèle, on doit vérifier sa validité. Le tableau 8-1 ci-dessus montre que le résultat du modèle estimé par la méthode des MCO contient la valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0.52518 les variables sont considérées bien corrélées, cela signifie que le modèle reflète bien l’information liée aux possibles relations capturées par la régression linéaire multiple ainsi que le modèle est considérés comme significatif au seuil (F-stat=9.58585 avec p-value=0.00019503 très significatif).

Nous commençons d'abord par le constant; on voit que le constant est non significatif (p-value égal à 0.3681216 au seuil de 5%) et son coefficient égal à 1.4495e-02 avec la signe positive. De plus, pour nos principales variables indépendantes, RSE est non significative (valeur de p-value égale à 0.2321065 >5%), ce qui signifie que RSE n’est pas un prédicteur pour le MBN) avec une valeur positive. Cela signifie que lorsque RSE augmentera (ou diminuera), on ne peut pas prédire comment serai le comportement de MBN, donc le RSE ne contribue pas à expliquer le ROS. On trouve aussi que la variable TAILLE est très significative au seuil de 0.01% avec un coefficient cette fois positive signifiant une relation partiellement directe. On trouve aussi que la variable RISQUE n’est pas encore significative.

En utilisant l'analyse de régression linéaire multiple par la méthode des MCE pour les données de panel pour l'année allant de 2018 jusqu’à 2019, il a été constaté que RSE n’est pas un prédicteur pour le ROS, valeur p = 0,0002 < 0,01 et R2-Adj = 0.47039. Et le modèle peut bien refléter l’information liée à la relation possible entre MBN et les autres variables indépendantes. (R2 est élevé). On termine par conclure que la RSE n’a pas d’impact sur le ROS (vérification du H8) si on considère que la méthode des MCO est la meilleure méthode pour l’estimation.

Modèle à effets fixes

Le deuxième estimateur est celui de Within (variabilité intra-individuelle) où les effets fixes des paramètres αi et β sont obtenus en centrant les variables sur les moyennes individuelles respectives. Ce modèle, également appelé modèle de la covariance, suppose que les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) sont des effets constants, non aléatoires, qui vont donc simplement modifier la valeur du constant selon les valeurs de i et de t.

Tableau 8-2 : Résultat du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets fixes :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 6.6968e-02 | 4.6972 | 8.969e-05 \*\*\* |
| TAILLE | 5.6615e-06 | 0.6511 | 0.5211 |
| RISQUE | 3.4718e-04 | 1.7061 | 0.1009 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.51929 |  |  |
| R- carré-Ajus | 0.41914 |  |  |
| F-statistic | 8.64196 |  | 0.00045743 |

., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 0.1% et 0.01%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 8-2 ci-dessus montre les résultats du modèle à effet fixes. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, nous avons un R-carré égal à 0.51929 une valeur très élevé (une détérioration par rapport à MCO) les variables sont considérées comme bien corrélées, cela signifie que le modèle reflète bien l’information liée aux possibles relations capturée par l’effet fixes ainsi que le modèle est considérés très significatif au seuil (F-stat=8.64196 avec p-value=0.00045743 il est considère significatif au seuil de 0.01%).

Par rapport au variables indépendantes, la régression montre que saule RSE qu’est significative avec un p-value de 8.969e-05 et coefficient égal 6.6968e-02 avec signe positive. On conclure qu’il y’a une détérioration lorsqu’on passe d’une estimation par MCO au modèle à effet fixe capté par l’augmentation R-carré et F-statistique.

Modèle à effets aléatoires

Ce modèle appelé aussi modèle à erreur composée, suppose les deux erreurs (erreur idiosyncratique et le terme d’erreur) véritablement aléatoires.

Tableau 8-3 : Résultats du modèle de la régression linéaire multiple par le modèle à effets aléatoires :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 4.5890e-02 | 2.4033 | 0.02963 \* |
| TAILLE | -1.1366e-06 | -0.1228 | 0.90391 |
| RISQUE | 8.1302e-05 | 0.3300 | 0.74596 |
|  |  |  |  |
| R- carré | 0.27892 |  |  |
| R- carré-Ajus | -0.39408 |  |  |
| F-statistic | 1.93406 |  | 0.16747 |

\*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau 8-3 ci-dessus montre les résultats du modèle à effets aléatoires. La valeur de R-carré qui reflète la qualité du modèle, à une valeur élevée égale à 0.27892 (une détérioration par rapport à MCO et aussi à effets fixes) les variables sont considérées comme modérément corrélées, cela signifie que le modèle modérément reflète l’information liée aux possibles relations capturée par l’effet aléatoires ainsi que le modèle est considérés non significatif au seuil (F-stat=1.93406 avec p-value=0.16747).

Par rapport au variables indépendants, la régression montre qu’aucune de nos variables indépendantes n’est significatifs sauf le RSE avec un coefficient positive de 4.5890e-02 et un p-value=0.02963. On conclure qu’il y’a une détérioration lorsqu’on passe à l’estimation par un modèle à effets aléatoires au niveau de la qualité d’ajustement et l’explicativité des variables indépendantes.

1. Tests de spécification:

Les tests de spécification nous permettent de choisir le meilleur modèle pour notre spécification du modèle,

Modèle à effets fixes contre le modèle à effets aléatoires

Le Test d’Hausman :

Ce test permet de discriminer les effets fixes et aléatoires des effets individuels dans un modèle en données de panel. Il s’agit de tester la présence éventuelle d’une corrélation ou d’un défaut de spécification (donc sert à distinguer de la corrélation entre des effets individuels et des variables explicatives).

Tableau 8-4: Résultats du test d’Hausman :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test d’Hausman | | |
| Effets fixes contre effets aléatoires | | |
| chisq | 4.546 |  |
| df | 3 |  |
| p-value | 0.2082 |  |
| alternative hypothesis: one model is inconsistent | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test d’Hausman à une valeur égale à 4.546 avec un p-value de 0.2082 (p-value>5% non significatif) donc on accepte H0, et on opte pour un modèle à effets aléatoires.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires

Le test de **Breusch-Pagan** permet de choisir entre un modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets aléatoires, si le p-value de la statistique de BP est inférieur au seuil fixé (5%) donc les effets aléatoires seront globalement significatifs en adoptant les hypothèses suivantes:

H0 : Absence d’effets aléatoires

H1 : Présence d’effets aléatoires

Tableau 8-5: Résultats du test de Breusch-Pagan :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan | | |
| MCO contre effets aléatoires | | |
| chisq | 4.9663 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.08348 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

On a la statistique du test est de 4.9663 avec un p-value de 0.08348 (donc significatif au seuil de 10%), donc on rejette l’hypothèse nulle, le modèle estimé avec l’effet aléatoire apparait comme le mieux privilégié.

Modèle estimé par la méthode des MCO contre modèle à effets fixes

Tableau 8-6: Résultats du test de Fischer :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Fischer | | |
| MCO contre effets fixes | | |
| chisq | 13.194 |  |
| df | 2 |  |
| p-value | 0.0001363 |  |
| alternative hypothesis: significant effects | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de Fischer d’ordre de 13.194 et un p-value significatif de 0.0001363 au seuil de 0.01%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le modèle à effets fixes est le plus approprié.

1. Ajustement du modèle choisi

L’étape suivante est d’ajuster notre modèle choisi en testant et contrôlant les diffèrent problème l’hétéroscédasticité, l’autocorrélation et la multi-colinéarité.

Test d’hétéroscédasticité

Il y’a plusieurs tests permet de détecter l’existence de l’étéroscedactisité, parmi ces tests on trouve le test de Breusche-Pagan et le test White. Dans cette partie on a choisi le test de BP, il permet de vérifier si le carré des résidus peut être expliqué par les variables du modèle, si cette relation est vraie donc il y’a présence de l’hétéroscédacticité.

H0: Présence d’Homoscédasticité

H1: Présence d’Hétéroscéedasticité

Tableau 8-7: Résultats du test de Breusch-Pagan  d’Hétéroscéedasticité:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Pagan d’hétéroscédacticité | | |
|  | | |
| chisq | 8.3175 |  |
| df | 5 |  |
| p-value | 0.03901 |  |
| alternative hypothesis: Presence of heteroskedasticity | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test a une statistique de BP d’ordre de 8.3175 et un p-value significatif de 0.03989 au seuil de 5%. Par conséquent, l’hypothèse H0 est rejetée, le teste montre la présence de l’Hétéroscéedasticité.

Test d’autocorrélation

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation permet de détecter la présence de l’autocorrélation des erreurs idiosyncratique pour le cas des données en panel.

Tableau 8-8: Résultats du test de Breusch-Godfrey/Wooldridge d’autocorrélation:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Le Test de Breusch-Godfrey/Wooldridge | | |
|  | | |
| chisq | 17.092 |  |
| df | 10 |  |
| p-value | 0.07235 |  |
| alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors | | |

Source : Calcul de l’auteur

Le test de Breusch-Godfrey/Wooldridge montre la présence d’autocorrélation des erreurs idiosyncratiques. La statistique est de 17.092 avec un p-value de 0.07235 inférieur à 10%, donc significatif.

Test de multi-colinéarité

Le test de colinéarité montre qu’il y’a une très faible colinéarité entre les variables est donc ça nous ne pose aucun problème dans notre modèle.

Résultats du modèle ajusté

L’étape de correction du modèle permet d’avoir des résultats robustes des problèmes d’autocorrélation et d'hétéroscédasticité déjà trouvés dans notre modèle.

Tableau 8-9 : Résultats du modèle ajusté :

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Coefficients | t-value | p-value |
| RSE | 4.5890e-02 | 2.8258 | 0.01278 \* |
| TAILLE | -1.1366e-06 | -0.8204 | 0.42481 |
| RISQUE | 8.1302e-05 | 0.8337 | 0.41755 |
|  |  |  |  |
| R- carré |  |  |  |
| R- carré-Ajus |  |  |  |
| F-statistic |  |  |  |

 ., \*, \*\* et \*\*\* sont les significativités respectivement à 10%, 5%, 1% et 0.1%. Source : Calcul de l’auteur

Le tableau de la régression robuste montre les résultats sont les mémés avec le tableau 3-3. RSE est la seule variable significative (valeur de p-value égale à 0.01278 inférieure à 0,05), ce qui signifie que RSE est un prédicteur pour le MBN) et une valeur positive. Cela signifie que lorsque RSE augmentera, le ROS augmentera également et vice versa, en suivant partiellement le même comportement, donc le RSE contribue à expliquer le MBN.

On conclure que le modèle le plus privilégié pour capter la relation de linéarité du modèle déjà motionné est celui des deux tableaux (tableau 3.3 et tableau 8.3) par l’effet aléatoire après même correction de l’autocorrélation et l’Hétéroscédasticité, et que la RSE a un impact positif sur le MBN (vérification du H8) si on considère que la modélisation par effet aléatoire ou par effet aléatoire ajusté est le meilleur modèle pour l’estimation.