

Entreprises en faillite et entreprises zombies: Quelles différences ?

Résumé : Cet article a pour objectif d'identifier les différences entre les entreprises en faillite et les entreprises zombies. Ayant recours à des informations issues des états financiers des entreprises, nous calculons plusieurs ratios et nous tentons de prédire le statut de ces entreprises. Notre étude empirique porte sur une base de données de 344 entreprises françaises. Les régressions logistiques révèlent que la dichotomie entre ces deux types d'entreprises (en faillite et zombies) est principalement réalisée grâce à des variables traduisant la solvabilité des entreprises. En outre, les taux de bons classements des modèles construits sont supérieurs à 90 pourcents.

Mots-clés : Zombies - Faillites - Régression Logistique - Rentabilité – Liquidité - Solvabilité.

1. Introduction

La crise du COVID-19 a eu des répercussions importantes sur les économies mondiales et l'économie française n'a pas fait exception à ce constat. Les entreprises ont été impactées par cette crise majeure et nombre d'entre-elles se sont trouvées fragilisées ou ont disparu. Parmi les entreprises fragilisées, certaines se caractérisent par un statut proche de celui de la faillite mais continuent d'exister ; il s'agit d'entreprises que nous pouvons qualifier de « zombies ». Le phénomène de zombification des entreprises est préoccupant car ces entités accaparent une partie des liquidités disponibles dans l'économie et, de ce fait, limitent les possibilités de crédits pour les entreprises saines. Cette conséquence est d'autant plus inquiétante à la suite d'une crise car elle constitue un obstacle à la reprise économique (Caballero et al., 2008). Le terme de « zombies » est utilisé pour caractériser ces entités qui devraient disparaître en raison de leurs faiblesses au niveau de leur rentabilité et de leur endettement mais qui continuent d'exister. Ce terme vient du Japon et a été utilisé suite à la crise financière des années 80 qui aurait généré ce type d'entreprises peu ou pas rentables mais ayant bénéficié de conditions de crédit avantageuses (Caballero et al., 2008). L'Espagne est le pays européen qui est le plus touché par le phénomène de zombification (entre 10 et 20% des entreprises y seraient concernées) ; pour la France, ce chiffre est compris entre 2 et 7% (Séverin et Veganzones, 2023). Les travaux académiques réalisés sur les entreprises zombies concernent des thèmes liés à leurs effets sur l'économie (Adalet McGowan et al., 2017), à leurs relations bancaires (Hoshi, 2006), aux subventions étatiques qu'elles se voient octroyer (Liu et al., 2019), à des facteurs intrinsèques tels que leur taille (Goto et Wilbur, 2019) ou leur secteur d'activités (Urionbarrenetxa et al., 2018) ou encore aux facteurs favorisant leur potentiel rétablissement notamment dans les contextes japonais (Nakamura et Fukada, 2011, 2013 ; Nakamura, 2017), portugais (Carreira et al., 2022) et européens (Rodriguez-Sanz and al., 2024). Ces études concluent que les diminutions de coûts générées par une réduction des actifs fixes et des effectifs favorisent le rétablissement des entreprises zombies. En outre,

plusieurs études concernent la prédiction de la zombification à partir de modèles confrontant des entreprises saines et des entreprises zombies. Ces études sont réalisées dans différents contextes et sur différentes périodes. Ainsi, Seo et al. (2024) développent plusieurs modèles prédictifs sur un échantillon d'entreprises coréennes cotées sur la période 2019-2023 ; leurs résultats rapportent que le ratio profit/ventes ainsi que le montant des frais généraux et administratifs sont les principaux éléments qui permettent de dichotomiser les entreprises zombies et les entreprises saines. L'étude de Rashid et al. (2022) porte sur des entreprises pakistanaises cotées sur la période 2009-2019 et rapporte que les entreprises zombies affichent de faibles niveaux de rentabilité, de liquidité et de solvabilité par rapport à leurs homologues saines.

Le phénomène de la faillite est, quant à lui, étudié depuis plusieurs décennies. En effet, de très nombreuses publications ont vu le jour suite aux articles séminaux de Fitzpatrick (1932), Beaver (1966) et Altman (1968). En France, jusqu'à la crise du COVID-19, le nombre d'entreprises en faillite restait à un niveau stable d'environ 60.000 entreprises par an. Ce nombre a chuté durant la crise sanitaire (principalement en raison des aides étatiques) et tend, depuis 2023, à revenir à son niveau d'avant la crise. Des travaux réalisés sur la faillite ont été réalisés dans de nombreuses disciplines mais concernent le plus souvent des thèmes tels que les coûts de la faillite (Thorburn, 2000) ou les modèles de prédiction (Tian et al., 2015). Cependant, le thème relatif aux trajectoires de faillites (Argenti, 1976 ; Laitinen, 1991 ; D'aveni, 1989 ; Lukason et Laitinen, 2016, 2019), selon lequel les entreprises passent par différentes étapes avant d'être déclarées en faillite, est largement sous-représenté dans la littérature (Lukason et Laitinen, 2019).

Les études empiriques françaises traitant de manière conjointe de la prédiction de la faillite et de la zombification sont également rares. Ben Hassine et al. (2019), suite à l'analyse de données sur des entreprises devenues zombies en 2012, rapportent que, trois années plus tard, environ un tiers de ces dernières sont toujours identifiées comme zombies, un autre tiers est sorti de ce statut et les autres ne déposent plus de comptes. Ben Hassine et Mathieu (2023)

analysent l'impact du passage du statut de zombie sur la probabilité de défaillance des entreprises zombies ; ils montrent que 40 % des entreprises devenues zombies pour la première fois en 2010 redeviennent pérennes après trois ans et que 30 % finissent par défaillir. L'étude de Carreira et al. (2022) réalisée sur un échantillon d'entreprises portugaises rapporte que 24 pourcents des entreprises identifiées comme zombies en 2014 le sont toujours en 2017, 50 pourcents sont rétablies et 26 pourcents sont tombées en faillite. Si ces études traitent effectivement conjointement des entreprises en faillite et des entreprises zombies, elles ne se concentrent pas sur les facteurs qui permettent de différencier ces deux populations d'entreprises. Cette étude tente de combler cette lacune au sein de la littérature sur la défaillance d'entreprise. La question de recherche de cet article est la suivante : « Quelles sont les caractéristiques comptables qui distinguent les entreprises zombies des entreprises en faillite ? ». L'objectif de cet article est donc de confronter les deux types d'entreprises (zombies et faillites) à des modèles de prédiction afin de déterminer quelles variables, calculées à partir des états financiers, permettent de prédire (à l'horizon temporel d'un an) si une entreprise deviendra zombie ou tombera en faillite. A cette fin, nous mobilisons notamment la théorie relative à l'enchaînement des facteurs de défaillance de l'entreprise (Marco, 1986 ; Crutzen et Van Caillie, 2007, Ooghe et Van Wymeersch, 2000 ; Laitinen, 1991 ; Lukason et Laitinen, 2019) dont les symptômes peuvent être décryptés à partir des bilans et des comptes de résultats des entreprises. Nous décidons de travailler sur la période 2020-2023 pour deux raisons. Premièrement, il s'agit d'une période récente. Deuxièmement, bien que cette période englobe la crise sanitaire, elle nous permet d'obtenir un échantillon d'entreprises zombies plus important puisque, en raison des nombreuses aides étatiques octroyées aux entreprises durant cette période, on compte un nombre important d'entreprises zombies.

Les résultats de nos analyses réalisées sur un échantillon de 344 entreprises françaises sur la période 2020-2023 montrent que la solvabilité des entreprises permet de dichotomiser efficacement entre les deux types d'entreprises; à

savoir, les entreprises zombies et les entreprises en faillite. Cette recherche contribue à la littérature sur les entreprises défaillantes et permet d'identifier les facteurs qui différencient les entreprises qualifiées de zombies des entreprises qui ont fait faillite. Dans la pratique, cette étude peut aider les Etats à distinguer en amont ces deux populations d'entreprises et ainsi à différencier leurs actions (notamment en termes d'aides telles que des subventions et des prêts) envers les entreprises zombies et les entreprises qui tomberont en faillite. De même, les organismes bancaires pourront bénéficier de cette étude et ainsi ajuster leur offre de crédit.

La suite de cet article se présente comme suit. La section 2 consiste en une revue de la littérature existante et développe les hypothèses. La section 3 décrit les données, les variables ainsi que la méthodologie utilisée. Les résultats des analyses empiriques sont rapportés dans la section 4. La section 5 discute des principales conclusions, contributions, limites et pistes de recherches futures.

2. Revue de la littérature

La prédiction de la défaillance est, dans la littérature, appréhendée par la construction de modèles qui confrontent des entreprises défaillantes (souvent en faillite) et des entreprises saines dans l'objectif de déterminer les variables financières et non-financières qui permettent de distinguer ces deux catégories d'entreprises (Refait-Alexandre, 2004). Beaver (1966) et Altman (1968) sont souvent considérés comme les pionniers des modèles de prédiction de la défaillance.

Beaver (1966) réalise une analyse discriminante à partir d'un seul ratio. Il a ainsi comparé le pouvoir prédictif de plusieurs ratios afin de déterminer celui permettant de distinguer au mieux les deux catégories d'entreprises ; il s'agit du ratio suivant : flux de trésorerie sur dette totale. Altman (1968) a, quant à lui, calculé un score (toujours connu et utilisé de nos jours sous le nom de « z-score ») sur base de cinq ratios comptables : le fonds de roulement sur le total des actifs, les bénéfices non distribués sur le total des actifs, le résultat avant

intérêts et impôts sur le total des actifs, la valeur marchande des capitaux propres sur la valeur comptable de la dette totale et les ventes sur le total des actifs. Diverses méthodologies ont, par la suite, été utilisées afin de prédire la faillite telles que l'analyse discriminante quadratique (Lachenbruch et al., 1973) ou les techniques économétriques basées sur des données qualitatives (Ohlson, 1980 ; Zmijewski, 1984) comme la régression logistique. Des méthodes statistiques non paramétriques comme le partitionnement récursif (Frydman et al., 1985 ; Refait-Alexandre, 2004) ont également été utilisées.

Au début des années nonante, certaines techniques ayant recours à l'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones (Altman et al., 1994 ; Bardos et Zhu, 1997 ; Tang et al., 2020) ont été commencé à être utilisées afin de discriminer entre entreprises saines et entreprises défaillantes. Ces techniques ont l'avantage de se libérer d'hypothèses restrictives dont les méthodes statistiques dépendent. Refait-Alexandre (2004) rapporte que toutes ces méthodes donnent des résultats équivalents. Cependant, les méthodes statistiques permettent de mieux interpréter les effets des variables explicatives sur la variable dépendante.

En ce qui concerne les variables introduites dans ces modèles, la plupart des études utilise des ratios financiers calculés à partir des comptes annuels des entreprises afin d'alimenter leurs modèles, la raison tient au fait que cette information est obligatoire et standardisée. Ainsi, un très grand nombre de ratios peut être calculé ; cependant, les auteurs en sélectionnent généralement un nombre restreint afin d'éviter des problèmes de multicollinéarité dans les modèles économétriques. Les ratios les plus discriminants sont ceux reflétant la rentabilité, la liquidité et la solvabilité de l'entreprise (Sun et al., 2014 ; Lukason et Laitinen, 2019). Plusieurs études incluent des variables non financières (en plus des ratios financiers) dans leurs modèles de prévision des faillites. Ces variables peuvent faire référence à la valorisation boursière (Campbell et al., 2008 ; Tian et al., 2015), à la gouvernance d'entreprise (Ciampi, 2015 ; Brédart, 2020), aux données relationnelles (Tobback et al., 2017) ou encore à des données textuelles (Mai et al., 2018). Néanmoins, la disponibilité de ces informations détaillées peut être problématique. Le contexte de l'étude ou

encore la nature des entreprises considérées peuvent également différer selon les études. Ainsi, Pompe et Bilderbeek (2005) ont étudié l'influence de la précision du modèle en période de déclin économique, Brédart et Cultrera (2016) ont focalisé leurs analyses sur des PME tandis que Sfakianakis (2012) a focalisé son analyse sur des sociétés cotées.

Dans cet article, nous nous intéressons à deux types d'entreprises ; à savoir, les entreprises en faillite et les entreprises zombies. Suivant le mainstream académique en matière de recherche sur les entreprises en faillites, nous considérons qu'une entreprise est considérée comme en faillite dès lors qu'elle entre en procédure judiciaire pour insolvabilité. Pour ce qui est des entreprises zombies, plusieurs définitions existent dans la littérature. La définition séminale (Caballero et al., 2008) fait référence à des entreprises sous-performantes bénéficiant de crédits subventionnés. Cette définition pourrait cependant considérer comme zombies des entreprises performantes mais bénéficiant de taux d'intérêt bas. De plus, les informations concernant les relations entreprise-banque sont rarement accessibles. Nakamura et Fukada (2011) reprennent le critère de soutien financier de Caballero et al. (2008) et ajoutent à leur définition un critère de rentabilité (ratio EBIT/charge d'intérêt inférieur à 1). Cette définition a cependant pour désavantage d'être centrée sur le court-terme. La définition de la Banque de Règlements Internationaux (BRI) définit une entreprise zombie comme une entreprise cotée en bourse, qui existe depuis plus de 10 ans et qui affiche un ratio EBIT/charge d'intérêt inférieur à 1. La limite de cette définition tient au fait qu'elle ne considère que les entreprises cotées. L'OCDE définit les entreprises zombies comme des entreprises qui ont au moins dix ans d'âge et dont le revenu opérationnel est insuffisant pour couvrir les charges d'intérêts pendant trois années consécutives (Ben Hassine et al., 2019). Cette définition correspond à notre échantillon d'entreprises ; de plus, nous disposons des données nécessaires à son calcul. Nous utilisons donc, dans cet article, la définition de l'OCDE afin de définir les entreprises *zombies*.

La faillite d'une entreprise est la finalité d'un processus caractérisé par l'enchaînement d'événements conduisant à sa discontinuité financière, c'est ce que l'on appelle la trajectoire de faillite (Crutzen et Van Caillie, 2007 ; Lukason et Laitinen, 2019). Selon cette approche, une gestion inadéquate de l'entreprise ou de mauvaises conditions environnementales (Crutzen et Van Caillie, 2008) peuvent déclencher un processus d'entrée dans une trajectoire de faillite qui se matérialise, dans un premier temps, par une rentabilité - mesurée par le ROA dans l'étude de Laetinen (1991) - faible ou négative qui, à son tour, génère un manque de liquidités ; s'en suit un endettement croissant qui finit par entamer la solvabilité de l'entreprise, menant, *in fine*, à la faillite de cette dernière. Cependant, si des actions correctrices sont entreprises à temps, l'entreprise peut sortir de cette trajectoire menant à la faillite. Comme le soulignent Ben Hassine et al. (2019), les entreprises zombies ne sont pas condamnées à la faillite. En effet, certaines entreprises zombies peuvent sortir de la trajectoire de faillite. Les entreprises zombies se trouvent bel et bien dans une trajectoire de la faillite mais n'ont pas atteint ce stade. La liquidité des entreprises décroît généralement suite à de lourdes pertes enregistrées dans l'entreprises mais est encore soutenable 1 an avant la faillite (Lukason et Laitinen, 2019). En outre, la capacité de remboursement de l'entreprise constitue un facteur clé de l'entrée en faillite de l'entreprise puisque si celle-ci ne peut plus rembourser ses prêts ou en contracter de nouveaux, elle se retrouvera, *de facto*, en état de cessation de paiement. Nous nous attendons donc à ce que les entreprises en faillite et les entreprises zombies présentent des caractéristiques communes en ce qui concerne les premiers signes de la faillite (à savoir des problèmes de rentabilité et de liquidité) mais qu'elles diffèrent quant à leur niveau de solvabilité, elle-même intrinsèquement liée à la structure de financement. Les entreprises zombies et les entreprises en faillite sont toutes deux des entreprises en difficultés. Elles présentent toutes deux des dysfonctionnements en termes de rentabilité et de liquidité. Cependant, les entreprises zombies continuent d'exister. Cette survie est intrinsèquement liée à l'existence de décisions économiques courttermistes qui font qu'elles continuent de recevoir un soutien financier. En effet, ces entreprises bénéficient, malgré leur perte de viabilité

économique, de conditions avantageuses en termes de crédit qui sont reflétées dans leurs ratios de solvabilité. Une banque peut, par exemple, préférer continuer à soutenir une entreprise en perte de viabilité économique plutôt que de la laisser tomber en faillite afin d'éviter de divulguer des prêts non performants (Acharya et al., 2022). Les créanciers peuvent également espérer que ces entreprises amélioreront leur solvabilité ou désirent retarder le choc dans leur bilan (Banerjee et Hofmann, 2018). Enfin, les Etats pourraient soutenir certaines entreprises dans un objectif de protection de l'emploi (Chang et al., 2021).

En conclusion, sur base de la théorie de la trajectoire de faillite d'une part et, de l'existence de décisions économiques courtermismes concernant les entreprises zombies d'autre part, nous posons les hypothèses suivantes :

H1 : La rentabilité ne permet pas de distinguer les entreprises en faillite des entreprises zombies.

H2 : La liquidité ne permet pas de distinguer les entreprises en faillite des entreprises zombies.

H3 : La solvabilité permet de distinguer les entreprises en faillite des entreprises zombies.

3. Méthodologie

3.1. Données

Les données utilisées dans cette étude proviennent de la base de données Orbis (Moody's Analytics). Il s'agit de données issues des comptes annuels d'un échantillon constitué de 344 entreprises françaises qui ont été déclarées en faillite ou identifiées comme zombies entre 2020 et 2023.

La répartition sectorielle des entreprises de notre échantillon est reprise dans le tableau 1.

Tableau 1 : Répartition sectorielle.

Secteur	Nombre d'entreprises
Agriculture, sylviculture et pêche	5
Industrie manufacturière	36
Production et distribution d'eau	2
Construction	65
Commerce	83
Transports	12
Hébergement et restauration	25
Information et communication	17
Activités immobilières	6
Activités spécialisées, scientifiques et techniques	37
Activités de services administratifs et de soutien	17
Enseignement	7
Santé humaine et action sociale	8
Arts, spectacles et activités récréatives	6
Autres activités de services	18

3.2. Variables

La variable dépendante est une variable binaire qui prend la valeur 1 si l'entreprise a été identifiée comme zombie entre 2020 et 2023 (la définition de l'OCDE est utilisée) et 0 si l'entreprise a été déclarée en faillite entre 2020 et 2023 (une entreprise est considérée comme en faillite dès lors qu'elle entre en procédure judiciaire pour insolvabilité).

Les variables indépendantes de notre modèle consistent en des ratios financiers construits sur base des bilans et des comptes de résultats des entreprises et calculés l'année précédant la faillite ou la détection de l'entreprise en tant que zombie. Afin d'obtenir une liste exhaustive de variables susceptibles de répondre à notre question de recherche, nous nous sommes basés sur une liste de 50 ratios proposés par Du Jardin (2015). En raison de la disponibilité des données au sein de la base de données ORBIS, nous avons pu calculer les valeurs de 25 ratios financiers. Nous avons ensuite sélectionné les ratios les plus discriminants et calculé les corrélations entre les variables retenues et éliminé celles qui affichaient un coefficient supérieur à 0.8 (Gujarati et Porter, 2004). Au final, notre modèle comprend les 9 ratios repris dans le tableau 2.

Nous complétons notre modèle avec deux variables de contrôle : la taille de l'entreprise et le secteur d'activités.

Tableau 2 : Liste des variables utilisées dans le modèle.

Variables	Description	
<i>Variable dépendante</i>		
ZF	Variable binaire qui prend la valeur 1 si l'entreprise a été identifiée comme zombie et 0 si l'entreprise a été déclarée en faillite	
<i>Variables indépendantes</i>		
RN/TA	Revenu net/Total actif	<i>Catégorie</i> Rentabilité
AC/V	Actifs circulants/Ventes	Rentabilité
V/TA	Ventes/Total actif	Rentabilité
AC/DCT	Actifs circulants/Dettes court terme	Liquidité
DCT/TA	Dettes court terme/Total actif	Liquidité
FR/V	Fonds de roulement/Ventes	Liquidité
DLT/TA	Dettes long terme/Total actif	Solvabilité
DT/TA	Dettes totales/Total actif	Solvabilité
CF/TA	Charges financières/Total actif	Solvabilité
Taille	Logarithme naturel de total de l'actif	Contrôle

3.3. Méthodologie

La variable dépendante de notre modèle étant une variable binaire, nous utilisons un modèle de régression logistique (logit) qui peut être représenté comme suit :

$$LN\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \beta_0 + \beta_i X_i + \epsilon$$

où $P(Y_i)$ est la probabilité que l'entreprise soit zombie ; $1-P(Y_i)$ est la probabilité que l'entreprise soit en faillite, X_i sont les variables explicatives et β_i sont les coefficients estimés par la méthode de maximum de vraisemblance.

4. Résultats

4.1. Analyse descriptive

Les statistiques descriptives sont reprises dans le tableau 3 et incluent les tests de comparaisons de moyennes (t-test) et de médiane (K-W test). Les moyennes des ratios financiers sont également reprises en annexe sous forme graphique afin d'en faciliter l'interprétation réalisée ci-dessous.

Concernant les variables faisant état de la rentabilité des entreprises, nous pouvons constater des différences selon les ratios analysés. En effet, les entreprises en faillite affichent un résultat net négatif l'année précédant la faillite (moyenne résultat net sur total actif = -0.04) alors que les entreprises zombies présentent un résultat faible mais positif l'année précédant leur désignation en tant que zombies (moyenne résultat net sur total actif = 0.03). Les entreprises zombies (0.62 en moyenne) affichent également un meilleur ratio actifs circulants sur ventes que leurs homologues en faillite (0.38 en moyenne). Cependant, concernant le ratio ventes sur total actif, les entreprises zombies affichent une plus faible valeur moyenne (1.49), reflétant ainsi une activité moindre que leurs homologues en faillites (1.33).

Concernant les ratios reflétant la liquidité, nous constatons qu'ils sont tous favorables aux entreprises zombies. Ces dernières présentent en effet des valeurs moyennes plus élevées pour les ratios actifs circulants sur dettes court terme (2.53 versus 1.16) et fonds de roulement sur ventes (0.11 versus 0.06) et moins élevées pour le ratio dettes court terme sur total de l'actif (0.30 versus 0.45) par rapport aux entreprises en faillite. Les valeurs des ratios de solvabilité sont également meilleures pour les entreprises zombies que pour les entreprises en faillite. En effet, les valeurs moyennes des ratios dettes long terme sur total actif (0.02 versus 0.11), dettes totales sur total actif (0.39 versus 1.01), charges financières sur total actif (0.0005 versus 0.0034) sont plus faibles pour les entreprises zombies que pour les entreprises en faillite, ce qui traduit une meilleure solvabilité. Enfin, la taille moyenne des entreprises zombies est supérieure à celle des entreprises en faillite.

Tableau 3 : Statistiques descriptives.

Catégorie	Variable	Faillites (n=172)		Zombies (n=172)		t-test	K-W test
		Moyenne	Ecart-type	Moyenne	Ecart-type		
	ZF	0	0	1	0		
Rentabilité	RN/TA(1)	-0.04	0.17	0.03	0.08	***	***
Rentabilité	AC/V	0.38	0.24	0.62	0.33	***	***
Rentabilité	V/TA	2.33	1.21	1.49	0.75	***	***
Liquidité	AC/DCT	1.16	0.77	2.53	1.42	***	***
Liquidité	DCT/TA	0.45	0.35	0.30	0.21	***	***
Liquidité	FR/V	0.06	0.15	0.11	0.16	***	**
Solvabilité	DLT/TA	0.11	0.21	0.02	0.05	***	***
Solvabilité	DT/TA	1.01	0.64	0.39	0.17	***	***
Solvabilité	CF/TA	0.00(2)	0.01	0.00(3)	0.00	***	***
Contrôle	Taille	4.55	1.24	6.09	1.36	***	***

Notes :

(1) : $ROA = RN/TA$

(2) : La valeur moyenne du ratio CF/TA est de 0.0034 pour les entreprises en faillite.

(3) : La valeur moyenne du ratio CF/TA est de 0.0005 pour les entreprises zombies.

** : significatif au seuil de 5%

*** : significatif au seuil de 1%

Avant d'effectuer notre analyse, nous avons vérifié les problèmes potentiels de multicolinéarité. Comme observé dans la matrice de corrélation présentée au tableau 4, les corrélations entre les variables indépendantes ne dépassent pas le seuil recommandé de 0,8 (Gujarati et Porter, 2004). Nous avons également calculé les VIF. Le tableau 4 montre que le VIF moyen est de 2.40, bien en dessous de la limite acceptée de 10 (Neter, 1986). Dans l'ensemble, ces résultats suggèrent que la multicolinéarité ne constitue pas une préoccupation majeure dans nos modèles.

Tableau 4 : Corrélations entre variables explicatives.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	RN/TA	AC/V	V/TA	AC/DCT	DCT/TA	FR/V	DLT/TA	DT/TA	CF/TA	Taille
1 RN/TA	1									
2 AC/V	0.19*	1								
3 V/TA	-0.18*	-0.63*	1							
4 AC/DCT	0.32*	0.51*	-0.25*	1						
5 DCT/TA	-0.27*	0.19*	-0.33*	-0.49*	1					
6 FR/V	0.04	0.32*	-0.16*	0.26*	-0.06	1				
7 DLT/TA	-0.34*	-0.20*	0.21*	-0.21*	0.09	-0.11*	1			
8 DT/TA	-0.52*	-0.30*	0.41*	-0.59*	0.52*	-0.16*	0.52*	1		
9 CF/TA	-0.21*	-0.16*	0.12*	-0.28*	0.18*	-0.04	0.32*	0.31*	1	
10 Taille	0.21*	0.41*	-0.37*	0.31*	-0.03	0.22*	-0.20*	-0.31*	-0.09	1
VIF	1.42	2.77	3.19	2.76	3.86	1.16	1.68	4.68	1.19	1.30
VIF moyen	2.40									

Note : * : Corrélation significative au seuil de 5 pourcents.

4.2. Régression logistique

Les résultats de nos analyses sont repris dans le tableau 5. Le modèle 1 inclut les neuf ratios retenus suite à notre processus de sélection de variables ainsi que les variables de contrôle liées à la taille ainsi qu'au secteur d'activités de l'entreprise. Concernant les variables d'intérêt, seuls deux ratios sont significatifs au seuil de 1 pourcent afin de discriminer entre les entreprises zombies et les entreprises en faillite. Il s'agit des ratios DT/TA ($\beta = -5.63$; $p < 0.01$) et CF/TA ($\beta = -523.95$; $p < 0.01$) qui sont des ratios de solvabilité. Les résultats indiquent que ces ratios de solvabilité sont négativement liés à la variable dépendante ce qui signifie qu'une augmentation de ces ratios diminue la probabilité que les entreprises se retrouvent sous le statut de zombies plutôt qu'en faillite. En d'autres termes, des valeurs élevées de ces ratios (reflétant une plus faible solvabilité) sont davantage associées aux entreprises en faillite. Ces résultats supportent l'hypothèse 3 selon laquelle la solvabilité permet de distinguer les entreprises en faillite des entreprises zombies. Puisqu'aucune variable reflétant la rentabilité ou la liquidité n'apparaissent comme significatives, les hypothèses 1 et 2 sont également vérifiées. La variable de contrôle concernant la *taille* ($\beta = 1.13$; $p < 0.01$) des entreprises est également significative au seuil de 1 pourcent et est positivement liée à la variable dépendante, ce qui indique que les entreprises zombies ont tendance à être de taille plus importante que les entreprises en faillite. Le taux global de bons classements du modèle 1 est de 90.12 pourcents. Les erreurs de type I (probabilité de prédire qu'une entreprise sera en faillite, alors qu'en réalité est sera zombie) et de type II (probabilité de prédire qu'une entreprise sera zombie, alors qu'en réalité est sera en faillite) du modèle 1 s'élèvent respectivement à 7.56 pourcents et 12.21 pourcents.

Dans le modèle 2, nous avons repris uniquement les variables significatives au seuil de 1 pourcent du modèle 1. Les variables DT/TA ($\beta = -5.08$; $p < 0.01$), CF/TA ($\beta = -529.99$; $p < 0.01$) et *taille* ($\beta = 1.16$; $p < 0.01$) sont significatives au seuil de 1 pourcent dans le modèle 2. Le taux global de bons

classements du modèle 2 est de 91.86 pourcents. Les erreurs de type I (probabilité de prédire qu'une entreprise sera en faillite, alors qu'en réalité est sera zombie) et de type II (probabilité de prédire qu'une entreprise sera zombie, alors qu'en réalité est sera en faillite) du modèle 2 s'élèvent respectivement à 6.98 pourcents et 9.30 pourcents.

Tableau 5 : Résultats des régressions logistiques (variable dépendante ZF)

Variables	Modèle 1		Modèle 2	
	Coefficient	Ecart-type	Coefficient	Ecart-type
RN/TA	-0.71	2.04		
AC/V	-0.68	1.16		
V/TA	-0.23	0.30		
AC/DCT	0.59	0.36		
DCT/TA	1.17	1.68		
FR/V	-1.45	1.20		
DLT/TA	-5.45	3.49		
DT/TA	-5.63 ***	1.38	-5.08 ***	1.59
CF/TA	-523.95 ***	164.86	-529.99 ***	166.81
Taille	1.13 ***	0.19	1.16 ***	0.19
Secteurs d'activités	OUI		OUI	
R ²	0.61		0.66	
Taux global de bons classements	90.12%		91.86%	
Erreur de type I	7.56%		6.98%	
Erreur de type II	12.21%		9.30%	
Wald χ^2	452.53***		400.14***	

Note: * p < .10; ** p < .05; *** p < .01.

Nous avons également procédé à un test de robustesse afin de vérifier si les mêmes ratios étaient discriminants pour les entreprises manufacturières et les entreprises de services. Nous avons donc scindé notre échantillon en deux parties en fonction des secteurs d'activités des entreprises. Le tableau 6 reprend les résultats de ce test de robustesse. Il apparaît que les trois mêmes variables (*DT/TA*, *CF/TA* et *taille*) sont discriminantes pour les deux sous-échantillons ainsi construits.

Tableau 6 : Test de robustesse.

Variables	Entreprises manufacturières		Entreprises de services	
	Coefficient	Ecart-type	Coefficient	Ecart-type
RN/TA	5.08	4.09	-3.37	2.15
AC/V	5.58	3.41	-0.40	1.36
V/TA	0.62	0.97	-0.28	0.41
AC/DCT	-1.52	0.94	0.66	0.44
DCT/TA	-10.67	7.87	2.94	1.85
FR/V	-0.30	2.82	-2.20	1.65
DLT/TA	-3.08	5.69	-6.13	4.56
DT/TA	-8.53 ***	3.97	-6.32 ***	1.77
CF/TA	-926.96 ***	277.05	-386.31 ***	139.35
Taille	1.54 ***	0.45	1.08 ***	0.22
R ²	0.64		0.61	
Wald χ^2	95.03***		198.22***	

Note: * p < .10; ** p < .05; *** p < .01.

5. Discussion et conclusion

L'objectif de cette étude était de déterminer quelles variables financières permettent de discriminer deux populations d'entreprises en apparence fort proches, à savoir les entreprises zombies et les entreprises en faillite. Afin de répondre à cette question de recherche, nous avons eu recours à une base de données de 344 entreprises dont la moitié a fait faillite et dont l'autre moitié a été identifiée comme zombie. Nos résultats indiquent que, bien que les mesures de rentabilité et de liquidité ne permettent pas de discriminer les deux populations, les mesures de solvabilité apparaissent comme significatives et permettent à elles seules de prédire efficacement l'état d'une entreprise à l'horizon d'un an avant la faillite ou l'identification de l'entreprise en tant que zombie. En effet, le taux global de bons classements du modèle 2 est supérieur à 90 pourcents et les taux d'erreurs de type I et II sont relativement faibles.

En nous référant, d'une part, à la théorie de la trajectoire de la faillite (Argenti, 1976 ; Laitinen, 1991 ; D'aveni, 1989 ; Lukason et Laitinen, 2016, Crutzen et Van Caillie, 2007) selon laquelle l'enchaînement de certains événements conduit à la faillite de l'entreprise et, d'autre part, aux études faisant état de

l'existence de décisions économiques courttermismes concernant les entreprises zombies (Acharya et al., 2022 ; Banerjee et Hofmann, 2018 ; Chang et al., 2021), nous avons posé plusieurs hypothèses afin de tester le pouvoir discriminant de plusieurs ratios repris sous trois catégories (rentabilité, liquidité et solvabilité) reflétant les étapes de la trajectoire vers la faillite. Nous avons ainsi pu déterminer à quel stade le chemin vers la faillite devient plus probable que celui vers la zombification. Comme le soulignent Ben Hassine et al. (2019), les entreprises zombies peuvent entreprendre des actions correctrices et ainsi sortir de la trajectoire de faillite. Conformément aux hypothèses posées, nos résultats rapportent que la capacité de remboursement de l'entreprise (sa solvabilité) constitue un facteur déterminant de l'entrée en faillite de l'entreprise en aval du processus relatif à la trajectoire de la faillite. De plus, la solvabilité constitue un élément clé dans la caractérisation des entreprises zombies puisque, leur survie est liée à l'existence d'un soutien financier pouvant être accordé par des créanciers agissant selon une optique courttermisme et ce pour des diverses raisons discutées dans la revue de littérature de cet article.

En permettant d'identifier, à un horizon temporel d'un an, les entreprises en faillite et les entreprises zombies, cet article contribue à la littérature sur la défaillance d'entreprise. Les précédentes études relatives à la prédiction de la faillite (Tian et al., 2015 ; Tang et al., 2020) ou de la zombification (Seo et al., 2024 ; Rashid et al., 2022) confrontent soit les entreprises en faillite soit les entreprises zombies à des entreprises saines. En confrontant les entreprises en faillites et les entreprises zombies à un modèle de prédiction, nous mettons en évidence l'existence de diverses formes de défaillances au sein des entreprises. Le sujet de la défaillance est en effet très souvent abordé en faisant référence à la faillite qui n'en est que la forme ultime ; les études concernant les entreprises zombies sont fort peu représentées dans la littérature sur la défaillance alors qu'un très petit nombre d'études traitent conjointement (Ben Hassine et al., 2019 ; Ben Hassine et Mathieu, 2023 ; Carreira et al., 2022) des phénomènes de faillite et de zombification et n'ont pas pour objectif de déterminer les facteurs permettant de différencier ces deux populations d'entreprises. Outre son apport académique, cet article a des

implications pratiques tant pour les décideurs économiques que pour les décideurs institutionnels. En effet, il indique aux dirigeants d'entreprises que la résolution de problèmes liés à la capacité de remboursement de leur entreprise représente un point crucial ; l'amélioration de la solvabilité de l'entreprise est alors déterminante s'ils veulent éviter la faillite de l'entreprise. Nos résultats peuvent également être d'intérêt pour les organismes bancaires afin de différencier leurs stratégies en termes d'octroi de crédits. Les pouvoirs publics peuvent également tirer profit du modèle présenté dans cet article afin d'adapter leurs aides en fonction de la nature future des entreprises (la solvabilité devant servir de critère discriminant) et ainsi servir de manière plus adéquate l'économie dans son ensemble. Il s'agit en effet pour les pouvoirs publics de soutenir les entreprises en évitant la faillite mais pas à n'importe quel prix ; les aides devant être accordées en priorité aux entreprises ayant de réelles chances de survie. De plus, les faillites de certaines entreprises peuvent libérer les crédits pour des entreprises plus saines, cette vision fait référence à la théorie de la destruction créatrice (Schumpeter, 1911). Dans cette optique, le législateur a également intérêt à pouvoir distinguer les différentes catégories d'entreprises défaillantes afin de pouvoir proposer des dispositifs adaptés. A cet égard, Senicourt (2021) rapporte que « la détection en amont d'entreprises qui entrent dans une trajectoire de zombification peut aider à améliorer l'efficacité des procédures collectives et ainsi contribuer à une meilleure allocation des ressources dans l'économie ».

Au-delà des contributions mentionnées ci-dessus, cet article présente plusieurs limitations qui impliquent des pistes de recherche complémentaires. Premièrement, nous avons étudié deux populations d'entreprises à un moment donné du temps. Si, concernant les entreprises en faillite, leur statut est définitif, il n'est pas de même pour les entreprises zombies. En effet, parmi ces dernières, certaines finiront par tomber en faillite tandis que d'autres se rétabliront. Une première piste de recherche pourrait donc consister à suivre l'évolution de cohortes d'entreprises zombies sur un horizon temporel élargi afin de déterminer quelles sont les caractéristiques qui permettent à certaines de

survivre. Une telle analyse permettrait alors de distinguer en amont les entreprises pour lesquelles une aide étatique ou un soutien de la part des créanciers s'avèreraient légitimes en termes de continuité de l'entreprise. Deuxièmement, n'ayant pas accès à d'autres données, notre analyse se réfère à des données financières uniquement. La prise en compte de variables additionnelles telles que des variables organisationnelles liées à la gestion de l'entreprise ou encore à la dépendance envers les aides étatiques permettrait d'affiner la compréhension du phénomène. Troisièmement, l'horizon temporel de notre étude (2020-2023) englobe la crise sanitaire, ce qui pourrait avoir impacté nos résultats. Une analyse en dehors de ce contexte permettrait de confronter nos résultats à ceux obtenus sur une autre période.

Références

Acharya, V. V., Crosignani, M., Eisert, T., et Steffen, S. (2022). Zombie lending: Theoretical, international, and historical perspectives. *Annual Review of Financial Economics*, 14(1), 21-38. <https://doi.org/10.1146/annurev-financial-111620-114424>

Adalet McGowan, M., Andrews, D. et Millot, V. (2017). The walking dead? Zombie firms and productivity performance in OECD countries. *Economics Department papers*, 1372, 45 p. <https://doi.org/10.1787/180d80ad-en>

Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Banking and Finance*, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.2307/2978933>

Altman, E.I., Marco, G. et Varetto, F. (1994). Corporate Distress Diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks: The Italian experience. *Journal of Banking and Finance*, 18(3), 505-529. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(94\)90007-8](https://doi.org/10.1016/0378-4266(94)90007-8)

Argenti, J. (1976). *Corporate collapse: The causes and symptoms*. McGraw-Hill.

Banerjee, R., & Hofmann, B. (2018). The rise of zombie firms: causes and consequences. *BIS Quarterly Review*. <https://ssrn.com/abstract=3288098>

Bardos, M. et Zhu, W.H. (1997). « Comparaison de l'analyse discriminante linéaire et des réseaux de neurones – Application à la détection de défaillance d'entreprises. *Revue Statistique Appliquée*, 45(4), 65-92. Repéré à <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:192782388>

Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of failures. *Journal of Accounting Research*, 4, *Supplement to Journal of Accounting Research*, 71-111. <https://doi.org/10.2307/2490171>

Ben Hassine, H., Le Grand, C. et Mathieu, C. (2019). Les procédures de défaillance à l'épreuve des entreprises zombies. *France Stratégie*, 82. Repéré à <https://www.strategie.gouv.fr/publications/>

Ben Hassine, H. et Mathieu, C. (2023). Les entreprises zombies en France : Entre survie et défaillance. *France Stratégie*, 02, repéré à <https://www.strategie.gouv.fr/publications/>

Brédart, X. et Cultrera, L. (2016). Bankruptcy prediction: the case of Belgian SMEs. *Review of Accounting and Finance*, 15(1), 101-119. [10.1108/RAF-06-2014-0059](https://doi.org/10.1108/RAF-06-2014-0059)

Brédart, X. (2020). Bankruptcy prediction: Mediating effects of board size. *Recherches en Sciences de Gestion*, 138, p. 243-262. [10.3917/resg.138.0243](https://doi.org/10.3917/resg.138.0243)

Caballero, R., Hoshi, T. et Kashyap, A. (2008). Zombie lending and depressed restructuring in Japan. *American Economic Review*, 98(5), 1943–1977. [10.1257/aer.98.5.1943](https://doi.org/10.1257/aer.98.5.1943)

Campbell, J., Hilscher, J. et Szilagyi, J. (2008). In search of distress risk. *The Journal of Finance*, 63, 2899–2939. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2008.01416.x>

Carreira, C., Teixeira, P. et Nieto-Carrillo, E. (2022). Recovery and exit of zombie firms in Portugal. *Small Business Economics*, 59, 491-519. <https://doi.org/10.1257/aer.98.5.1943>

Chang, Q., Zhou, Y., Liu, G., Wang, D., et Zhang, X. (2021). How does government intervention affect the formation of zombie firms?. *Economic Modelling*, 94, 768-779. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2020.02.017>

Ciampi, F. (2015). Corporate governance characteristics and default prediction modeling for small enterprises. An empirical analysis of Italian firms. *Journal of Business Research*, 68, 1012–25. [10.1016/j.jbusres.2014.10.003](https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.10.003)

Crutzen, N. et Van Caillie, D. (2007). L'enchaînement des facteurs de défaillance de l'entreprise : une réconciliation des approches organisationnelles et financières, *working paper*, 26 p.

Crutzen, N. et Van Caillie, D. (2008). The business failure process. An integrative model of the literature. *Review of Business and Economics*, 53(3), 287–316.

D'Aveni, R. (1989). The aftermath of organizational decline: A longitudinal study of the strategic and managerial characteristics of declining firms. *Academy of Management Journal*, 32(3), 577–605. <https://doi.org/10.2307/256435>

du Jardin, P. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes. *European Journal of Operational Research*, 242(1), 286–303.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.09.059>

Fitzpatrick, F. (1932). A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed firms. *Certified Public Accountant*, 598-605.

Frydman, H., Newblod, P. et Whiteford, D.T. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress. *Journal of Finance*, 40(1), 269-291.

Goto, Y. et Wilbur, S. (2019). Unfinished business: zombie firms among SME in Japan's lost decades. *The World Economy*, 49, 105-112.
<https://doi.org/10.1016/j.japwor.2018.09.007>

Gujarati, D. et Porter, D. C. (2004). Basic econometrics. New-York, Etats-Unis: McGraw-Hill.

Hoshi, T. (2006). Economics of the living dead. *The Japanese Economic Review*, 57(1), 30-49. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5876.2006.00354.x>

Lachenbruch, P.A., Sneeringer, C.A. et Revo, L.T. (1973). Robustness of the linear and quadratic discriminant function to certain type of non-normality. *Communications in Statistics*, 1, 39-56.
<https://doi.org/10.1080/03610927308827006>

Laitinen, E. K. (1991). Financial ratios and different failure processes. *Journal of Business Finance and Accounting*, 18(5), 649–673.
<http://dx.doi.org/10.1111/j.1468-5957.1991.tb00231.x>

Liu, G., Zhang, X., Zhang, W. et Wang, D. (2019). The impact of governments capacity utilization of zombie firms. *Economic Modelling*, 83, 51-64. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2019.09.034>

Lukason, O. et Laitinen, E. K. (2016). Failure processes of old manufacturing firms in different European countries. *Investment Management and Financial Innovations*, 13(2), 310–32. [http://dx.doi.org/10.21511/imfi.13\(2-2\).2016.06](http://dx.doi.org/10.21511/imfi.13(2-2).2016.06)

Lukason, O. et Laitinen, E. K. (2019). Firm failure processes and components of failure risk: An analysis of European bankrupt firms. *Journal of Business Research*, 98, 380-390. <https://doi.org/10.1016/j.ibusres.2018.06.025>

Mai, F., Tian, S., Lee, C. et Ma, L. (2018). Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures. *European Journal of Operational Research*, 274, 743–58. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.10.024>

Marco, L. (1989). *La montée des faillites en France : 19ème et 20ème siècle*. L'Harmattan.

Nakamura, J. et Fukuda, S. (2011). Why Did 'Zombie' Firms Recover in Japan?. *World Economy*, 34(7), 1124–1137. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9701.2011.01368.x>

Nakamura, J. et Fukuda, S. (2013). What happened to “zombie” firms in Japan?: Reexamination for the lost two decades. *Global Journal of Economics*, 2(2), 1-18. <https://doi.org/10.1142/S2251361213500079>

Nakamura, J. (2017). *Firms During the Lost Two Decades*. Springer.

Neter, J. (1986). Boundaries of statistics-sharp or fuzzy?. *Journal of the American Statistical Association*, 8(393), 1–8. <https://doi.org/10.1080/01621459.1986.10478227>

Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131. <https://doi.org/10.2307/2490395>

Ooghe, H. et Van Wymeersch, C. (2000). *Traité d'analyse financière ; comptes annuels statutaires, bilan social, comptes consolidés*. Kluwer.

Pompe, P. et Bilderbeek, J. (2005). Bankruptcy prediction: The influence of the year prior to failure selected for model building and the effects in a period of economic decline. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 13, 95–112. <https://doi.org/10.1002/isaf.259>

Rashid, S., Khan, K.I., Nasir, A. et Rashid, T. (2022). Unveiling living dead: characteristics and consequences of zombie firms. *Cogent Business & Management*, 9(1), 212-240. <https://doi.org/10.1080/23311975.2022.2121240>

Refait-Alexandre, C. (2004). La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise : un état des lieux. *Économie et Prévision*, 1(162), 129-147.

Rodríguez-Sanz, J.A., Valledado, E. et Velasco, P. (2024). Escaping Zombiness: Does Corporate Governance Have the Elixir of Life?. *British Journal of Management*, 35, 2174–2196. <https://doi.org/10.1111/1467-8551.12822>

Schumpeter, J. (1911). La théorie de l'évolution économique. *Revue française d'économie*, 2(4), 75-93.

Sénicourt, P. (2021). Entreprises zombies: Les identifier, les compter, les analyser, les orienter. *Revue Banque*. 851/852, 130-135.

Seo, D., Hyeong, J.K. et Seongjae, M. (2024). Predicting zombie firms after the COVID-19 pandemic using explainable artificial intelligence. *Journal of Derivatives and Quantitative Studies*, 32(4). 266-285. [10.1108/JDQS-08-2024-0035](https://doi.org/10.1108/JDQS-08-2024-0035)

Séverin, E. et Veganzones, D. (2023). *Zombification et faillite : déterminants, enjeux et perspectives*. Management et société.

Sfakianakis, E. (2012). Bankruptcy prediction model for listed companies in Greece ». *Investment Management and Financial Innovations*, 18, 166–80. [10.21511/imfi.18\(2\).2021.14](https://doi.org/10.21511/imfi.18(2).2021.14)

Sun J., Li H., Huang Q.H. et He K.Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41–56. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.12.006>

Tang, X., Li, S., Tan, M. et Shi, W. (2020). Incorporating textual and management factors into financial distress prediction: A comparative study of machine learning methods. *Journal of Forecasting*, 39, 769–787. <https://doi.org/10.1002/for.2661>

Thorburn, K. (2000). Bankruptcy auctions: costs, debt recovery, and firm survival. *Journal of Financial Economics*, 58(3), 337-368. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(00\)00075-1](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(00)00075-1)

Tian, S., Yu, Y. et Guo, H. (2015). Variable selection and corporate bankruptcy forecasts. *Journal of Banking et Finance*, 52, 89–100. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.12.003>

Tobback, E., Bellotti, T., Moeyersoms, J., Stankova, M. et Martens, D. (2017). Bankruptcy prediction for SMEs using relational data. *Decision Support Systems*, 102, 69–81. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2017.07.004>

Urionabarrenetxea, S., San-jose, L. et Retolaza, L. (2016). Negative equity companies in Europe: Theory and evidence. *Business Theory and Practice*, 17(4), 307-316. <https://doi.org/10.3846/btp.17.11125>

Zmijewski, M.E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-86. <https://doi.org/10.2307/2490859>

Annexe

Graphique 1 : Moyennes des ratios financiers.

