

Prévision de la défaillance des entreprises : comparaison de l'analyse discriminante, la régression logit et PLS

Business Failure Prediction: A Comparison of Discriminant Analysis, Logit Regression, and PLS Regression

Rahma MZOURI, (Doctorante)

*Laboratoire d'études et de recherche en sciences de gestion
 Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales-Agdal-Rabat
 Université Mohamed V Rabat, Maroc*

Abdelkrim KANDROUCH, (Professeur d'enseignement supérieur)

*Laboratoire d'études et de recherche en sciences de gestion
 Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales-Agdal-Rabat.
 Université Mohamed V Rabat, Maroc*

Adresse de correspondance :	Faculté des Sciences juridiques, économiques et sociales Agdal Avenue des Nations-Unies, B.P 721 Agdal – Rabat- MAROC Université Mohammed V de Rabat, Maroc-10090 Tel : 00212 5 37 22 57 78/39.
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	MZOURI, R., & KANDROUCH, A. (2026). Prévision de la défaillance des entreprises : comparaison de l'analyse discriminante, la régression logit et PLS. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(6), 649–669. https://doi.org/10.5281/zenodo.20500100
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics - IJAFAME

ISSN: 2658-8455

Volume 7, Issue 06 (2026)

Pr vision de la d faillance : comparaison de l'analyse discriminante, la r gression logit et PLS

R sum  :

La pr vision de la d faillance des entreprises constitue un enjeu majeur pour les  tablissements de cr dit, les investisseurs et les dirigeants, dans un contexte marqu  par l'augmentation des faillites et l'incertitude  conomique. Bien que les mod les d'analyse discriminante et de r gression logistique aient  t  largement mobilis s dans la litt rature, les comparaisons int grant la m thode Partial Least Squares (PLS) demeurent relativement limit es, notamment dans les contextes caract ris s par une forte multicoll n arit  entre les variables financi res. Cette recherche vise   comparer les performances pr dictives de l'analyse discriminante lin aire (AD), de la r gression Logit et de la m thode PLS dans la pr vision de la d faillance des entreprises.

L' tude repose sur un  chantillon  quilibr  de 200 entreprises marocaines, compos  de 100 entreprises d faillantes et 100 entreprises saines. Trente-trois ratios financiers couvrant la structure financi re, la liquidit , la solvabilit , la rentabilit , l'activit  et la croissance ont  t  analys s sur trois horizons temporels pr c dant la d faillance (T-1, T-2 et T-3). Les variables discriminantes ont  t  s lectionn es   l'aide du test de Wilks et de la statistique de Fisher, puis int gr es dans les diff rents mod les de pr vision.

Les r sultats sugg rent que la r gression Logit pr sente la meilleure performance pr dictive   court terme avec un taux de bonne classification de 93,4 %   T-1, contre 91,2 % pour l'analyse discriminante et 90,8 % pour la m thode PLS.   horizon plus  loign , la m thode PLS se r v le la plus robuste avec un taux de classification de 83,2 %   T-3, sup rieur   ceux obtenus par l'analyse discriminante (78,4 %) et la r gression Logit (81,3 %). Les ratios li s au fonds de roulement, au besoin en fonds de roulement,   la solvabilit  et   la rentabilit  apparaissent comme les principaux indicateurs de d tection pr coce des difficult s financi res.

Ces r sultats soulignent l'int r t des approches Logit et PLS pour la mise en place de syst mes d'alerte pr coce et de dispositifs de scoring du risque de cr dit destin s aux institutions financi res et aux d cideurs.

Mots-cl s : D faillance des entreprises ; Pr vision de faillite ; Analyse discriminante ; R gression Logit ; Partial Least Squares ; Ratios financiers ; Risque de cr dit.

JEL classification : G32 ; C38 ; C51 ; M41.

Type de papier : Recherche empirique.

Abstract:

Corporate failure prediction represents a major challenge for lenders, investors, and managers in a context characterized by increasing bankruptcy rates and growing economic uncertainty. Although discriminant analysis and logistic regression models have been extensively employed in the bankruptcy prediction literature, comparative studies incorporating the Partial Least Squares (PLS) method remain relatively limited, particularly in contexts characterized by high multicollinearity among financial variables. This study aims to compare the predictive performance of Linear Discriminant Analysis (LDA), Logistic Regression (Logit), and the PLS method in forecasting corporate failure.

The study is based on a balanced sample of 200 Moroccan firms, including 100 failed companies and 100 non-failed companies. Thirty-three financial ratios covering financial structure, liquidity, solvency, profitability, activity, and growth were analyzed over three forecasting horizons prior to failure (T-1, T-2, and T-3). Discriminating variables were selected using Wilks' Lambda and Fisher's statistic before being incorporated into the different prediction models.

The results suggest that the Logit model provides the best short-term predictive performance, achieving a classification accuracy of 93.4% at T-1, compared with 91.2% for discriminant analysis and 90.8% for the PLS method. At longer forecasting horizons, the PLS approach appears to be the most robust, with a classification accuracy of 83.2% at T-3, outperforming both discriminant analysis (78.4%) and Logistic Regression (81.3%). Ratios related to working capital, working capital requirements, solvency, and profitability emerge as the most relevant indicators for the early detection of financial distress.

These findings highlight the relevance of Logit and PLS approaches for the development of early warning systems and credit risk scoring models used by financial institutions and decision-makers.

Keywords: Corporate Failure; Bankruptcy Prediction; Discriminant Analysis; Logistic Regression; Partial Least Squares (PLS); Financial Ratios; Credit Risk.

JEL Classification : G32, C38, C51, M41

Paper type : Empirical research.

1. Introduction

La défaillance des entreprises constitue un phénomène économique majeur en raison de ses conséquences sur l'emploi, l'investissement, la stabilité financière et la croissance économique. L'augmentation du nombre de faillites observée dans de nombreux pays au cours des dernières décennies a renforcé l'intérêt des chercheurs et des praticiens pour le développement d'outils capables d'identifier précocement les entreprises susceptibles de connaître des difficultés financières. La capacité à anticiper la défaillance représente un enjeu stratégique pour les établissements de crédit, les investisseurs, les fournisseurs, les autorités de régulation ainsi que les dirigeants d'entreprise, dans la mesure où elle contribue à améliorer l'évaluation du risque et la qualité des décisions financières.

Les travaux fondateurs de Beaver (1966) et d'Altman (1968) ont démontré que les ratios financiers contiennent une information pertinente permettant de distinguer les entreprises défaillantes des entreprises saines plusieurs années avant la cessation des paiements. Depuis lors, la littérature sur la prévision de la défaillance s'est considérablement enrichie avec l'introduction de nouvelles approches statistiques et économétriques, notamment les modèles probabilistes de type Logit (Ohlson, 1980) ainsi que des méthodes plus récentes destinées à traiter les problèmes de multicolinéarité et de forte dimensionnalité des données financières, telles que la méthode Partial Least Squares (PLS).

Malgré l'abondance des travaux consacrés à la prévision des faillites, plusieurs limites demeurent. Premièrement, une grande partie des études repose sur une comparaison entre l'analyse discriminante et la régression logistique, tandis que les évaluations intégrant simultanément la méthode PLS restent relativement limitées. Deuxièmement, les résultats obtenus dans la littérature demeurent parfois divergents quant à la supériorité d'une méthode sur une autre, notamment lorsque les variables financières présentent un degré élevé de corrélation. Troisièmement, peu de recherches analysent de manière comparative la stabilité des performances prédictives sur plusieurs horizons temporels précédant la défaillance, alors que la capacité d'anticipation constitue un critère essentiel pour les systèmes d'alerte précoce. Ainsi, la question centrale de cette recherche peut être formulée de la manière suivante :

Quelle méthode parmi l'analyse discriminante linéaire, la régression Logit et la méthode PLS offre les meilleures performances prédictives pour anticiper la défaillance des entreprises à différents horizons temporels avant la faillite ?

Afin de répondre à cette question, cette étude mobilise un échantillon de 200 entreprises composé d'entreprises défaillantes et non défaillantes. Trente-trois ratios financiers couvrant les dimensions relatives à la structure financière, à la liquidité, à la solvabilité, à la rentabilité, à l'activité et à la croissance sont analysés sur plusieurs horizons précédant la défaillance.

Sur le plan théorique, l'étude repose sur les hypothèses suivantes :

H1 : Les ratios financiers relatifs à la solvabilité, à la liquidité, au fonds de roulement et à la rentabilité constituent des indicateurs significatifs de la défaillance des entreprises.

H2 : La régression Logit présente des performances prédictives supérieures à celles de l'analyse discriminante linéaire en raison de sa moindre dépendance aux hypothèses statistiques de normalité et d'homoscédasticité.

H3 : La méthode PLS fournit des résultats plus robustes lorsque les variables explicatives présentent un niveau élevé de multicolinéarité et conserve une meilleure stabilité prédictive à long terme.

Cette recherche apporte plusieurs contributions à la littérature. Premièrement, elle propose une comparaison empirique approfondie de trois méthodes largement utilisées dans la prévision de la défaillance. Deuxièmement, elle analyse la robustesse des modèles sur différents horizons temporels afin d'évaluer leur capacité d'anticipation. Troisièmement, elle identifie les ratios financiers les plus discriminants dans la détection précoce des difficultés financières. Enfin, elle

met en évidence l'intérêt de la méthode PLS dans les contextes caractérisés par une forte corrélation entre les variables comptables et financières.

Le reste de l'article est organisé comme suit. La section 2 présente la revue de littérature et les fondements théoriques de la recherche. La section 3 décrit la méthodologie, les données et les modèles utilisés. La section 4 expose les résultats empiriques et leur discussion. Enfin, la dernière section présente les principales conclusions, les implications managériales, les limites de l'étude et les perspectives de recherche futures.

2. Revue de littérature et fondements théoriques

2.1. Évolution des modèles de prédiction de la défaillance

La prédiction de la défaillance des entreprises constitue l'un des domaines les plus étudiés en finance d'entreprise et en analyse du risque. Les premiers travaux empiriques remontent à Beaver (1966), qui démontre qu'un certain nombre de ratios financiers permettent de distinguer les entreprises défaillantes des entreprises saines plusieurs années avant la faillite. Cette approche univariée constitue le point de départ des recherches quantitatives sur le risque de défaillance.

Altman (1968) propose ensuite le modèle Z-score fondé sur l'analyse discriminante multiple. Cette approche représente une avancée importante dans la mesure où elle combine plusieurs ratios financiers au sein d'une fonction unique de classification. Malgré ses performances empiriques élevées, cette méthode repose sur plusieurs hypothèses restrictives, notamment la normalité des variables explicatives, l'homogénéité des matrices de covariance et l'absence de multicolinéarité.

Ces limites méthodologiques ont conduit au développement d'approches probabilistes plus flexibles. Parmi elles, la régression logistique introduite par Ohlson (1980) constitue une référence majeure. Contrairement à l'analyse discriminante, le modèle Logit ne nécessite pas l'hypothèse de normalité des variables explicatives et permet d'estimer directement la probabilité de défaillance d'une entreprise.

Plus récemment, l'augmentation du nombre de variables financières disponibles et la forte corrélation observée entre les indicateurs comptables ont favorisé l'émergence de méthodes capables de traiter les problèmes de multicolinéarité. Dans cette perspective, la méthode Partial Least Squares (PLS) apparaît comme une alternative particulièrement pertinente puisqu'elle permet de construire des composantes latentes maximisant simultanément l'information contenue dans les variables explicatives et leur pouvoir prédictif.

2.2. Débat sur la performance comparative des modèles

La littérature ne converge pas vers une conclusion unique concernant la supériorité d'une méthode de prédiction.

Certaines études concluent à une meilleure performance des modèles discriminants lorsque les hypothèses statistiques sont relativement respectées. D'autres recherches suggèrent que les modèles probabilistes, notamment Logit, produisent généralement des résultats plus robustes grâce à leur flexibilité et à leur capacité à modéliser directement le risque de défaut.

Plusieurs travaux récents soulignent également que la qualité prédictive dépend fortement de la structure des données, du niveau de corrélation entre les variables, de la taille de l'échantillon et de l'horizon temporel retenu. Ainsi, une méthode performante à court terme peut perdre une partie de son pouvoir explicatif lorsque la période de prédiction s'allonge.

Cette absence de consensus justifie la poursuite des comparaisons empiriques entre différentes approches statistiques afin d'identifier les conditions dans lesquelles chaque modèle présente les meilleures performances.

Les recherches récentes montrent que la comparaison des méthodes de prévision demeure un sujet d'actualité. Jones et al. (2017) soulignent que les performances des modèles varient sensiblement selon les caractéristiques des données, la période d'observation et les critères d'évaluation retenus. Cette absence de consensus justifie la poursuite des analyses comparatives entre différentes approches statistiques.

2.3. L'apport spécifique de la méthode PLS

La méthode des Moindres Carrés Partiels (PLS) a connu un développement important dans les domaines caractérisés par des données fortement corrélées et multidimensionnelles.

Les bases de données financières présentent fréquemment ce type de configuration puisque plusieurs ratios reposent sur des composantes comptables communes. Cette situation génère des problèmes de multicollinéarité susceptibles d'affecter la stabilité des coefficients estimés dans les modèles classiques.

La méthode PLS permet de contourner cette difficulté grâce à la construction de facteurs latents synthétisant l'information contenue dans les variables initiales. Cette caractéristique contribue à réduire la variance des estimations et à améliorer la robustesse des modèles prédictifs.

Plusieurs études récentes montrent que les méthodes fondées sur la réduction de dimension peuvent produire des performances compétitives, notamment lorsque le nombre de variables explicatives est élevé relativement à la taille de l'échantillon.

Plusieurs travaux récents montrent que les problèmes de multicollinéarité demeurent particulièrement fréquents dans les bases de données financières utilisées pour la prévision de la défaillance. Dans ce contexte, les approches fondées sur la réduction de dimension apparaissent comme des alternatives pertinentes pour améliorer la stabilité des estimations et la robustesse des modèles prédictifs.

2.4. Fondements théoriques des variables explicatives

- ***Endettement et structure financière***

La théorie financière considère l'endettement comme l'un des déterminants majeurs du risque de défaillance. Une entreprise fortement endettée supporte des charges financières plus importantes qui réduisent sa flexibilité financière et augmentent sa vulnérabilité face aux chocs économiques.

Les recherches empiriques indiquent généralement une relation positive entre le niveau d'endettement et la probabilité de faillite.

- ***Liquidité et solvabilité***

La liquidité mesure la capacité d'une entreprise à honorer ses engagements à court terme. Une insuffisance de liquidité constitue souvent l'un des premiers signaux annonciateurs de difficultés financières.

Les ratios de solvabilité permettent quant à eux d'évaluer la capacité globale de remboursement de l'entreprise. Une dégradation progressive de ces indicateurs traduit généralement une augmentation du risque d'insolvabilité.

- ***Rentabilité***

La rentabilité représente la capacité de l'entreprise à générer durablement des bénéfices à partir de ses ressources.

Une baisse prolongée de la rentabilité réduit les capacités d'autofinancement, affaiblit la structure financière et accroît progressivement la dépendance vis-à-vis du financement externe.

2.4.4. Fonds de roulement et besoin en fonds de roulement

Le fonds de roulement et le besoin en fonds de roulement occupent une place centrale dans la littérature sur la défaillance.

Un fonds de roulement insuffisant limite la capacité de financement du cycle d'exploitation tandis qu'une augmentation excessive du besoin en fonds de roulement peut traduire des difficultés de recouvrement, une détérioration commerciale ou une tension croissante sur la trésorerie.

2.5. Développement des hypothèses de recherche

Les développements théoriques précédents conduisent à formuler les hypothèses suivantes :

H1 : Les ratios de solvabilité, de liquidité, de rentabilité et de fonds de roulement exercent une influence significative sur la probabilité de défaillance des entreprises.

H2 : La régression Logit présente une capacité prédictive supérieure à celle de l'analyse discriminante linéaire grâce à une meilleure adaptation aux caractéristiques réelles des données financières.

H3 : La méthode PLS fournit des résultats plus robustes que les approches classiques lorsque les variables explicatives présentent un niveau élevé de multicollinéarité et lorsque l'horizon de prévision s'allonge.

Parallèlement aux approches statistiques traditionnelles, les recherches récentes s'intéressent de plus en plus aux méthodes d'apprentissage automatique. Barboza et al. (2017) montrent que certaines techniques de machine learning peuvent améliorer les performances prédictives des modèles classiques. De même, Mai et al. (2019) mettent en évidence l'intérêt des modèles de deep learning dans la prévision de la défaillance, tandis que Shi et al. (2022) soulignent, dans une revue systématique de la littérature, le développement rapide des approches fondées sur l'intelligence artificielle appliquées au risque de défaut.

3. Méthodologie de recherche

3.1. Design de la recherche

Cette recherche adopte une démarche quantitative fondée sur l'analyse comparative de trois méthodes statistiques de prévision de la défaillance des entreprises : l'analyse discriminante linéaire (AD), la régression logistique (Logit) et la méthode Partial Least Squares (PLS).

L'objectif est d'évaluer et de comparer la capacité prédictive de ces approches à différents horizons temporels précédant la défaillance (T-1, T-2 et T-3) afin d'identifier les méthodes les plus performantes et les indicateurs financiers les plus discriminants.

3.2. Constitution de l'échantillon

L'échantillon est composé de 200 entreprises marocaines réparties en deux groupes : 100 entreprises défaillantes et 100 entreprises non défaillantes. Les données financières ont été collectées à partir de la base de données CHARIKA d'Inforisk, qui constitue l'une des principales sources d'information sur les entreprises marocaines.

L'étude couvre la période 2019–2021. Les entreprises défaillantes ont été identifiées sur la base de l'existence d'une procédure judiciaire liée à la défaillance, à la liquidation ou à la cessation d'activité enregistrée en 2021. Les informations financières utilisées correspondent aux exercices précédant la défaillance, permettant ainsi l'analyse des horizons T-1, T-2 et T-3.

Les entreprises non défaillantes ont été sélectionnées de manière à constituer un groupe de comparaison équilibré. Afin d'assurer la qualité des données, seules les entreprises disposant d'états financiers complets sur les périodes étudiées ont été retenues. Les observations présentant des informations manquantes ou incohérentes ont été exclues de l'échantillon.

Le choix d'un échantillon équilibré vise à limiter les biais de classification et à faciliter la comparaison des performances prédictives des différentes méthodes étudiées.

3.3. Collecte et traitement des données

Les données financières ont été extraites des états financiers publiés par les entreprises composant l'échantillon.

Afin d'assurer la comparabilité des observations, plusieurs opérations de contrôle ont été réalisées :

- Vérification de la cohérence comptable des données ;
- Suppression des observations incomplètes ;
- Contrôle des valeurs aberrantes ;
- Harmonisation des ratios financiers.

Cette procédure vise à réduire les biais statistiques susceptibles d'affecter la qualité des estimations.

3.4. Variables explicatives

L'étude mobilise 33 ratios financiers regroupés en six catégories :

Table 1 : Liste des 33 ratios financiers de l'étude

Type	Nom	Codage
Structure et liquidité	Equilibre financier	R1
	Indépendance financière	R2
	Endettement	R3
	Autonomie financière	R4
	Degré d'amortissement des immobilisations corporelles	R5
	Financement de l'actif circulant net	R6
	Liquidité générale	R7
	Liquidité réduite	R8
Gestion	Rotation du stock	R9
	Durée du crédit client	R10
	Durée de crédit fournisseur	R11
	Taux d'intérêt financier	R12
	Intérêt/chiffres d'affaires	R13
	Endettement global	R14
	Taux d'endettement	R15
	Capacité d'autofinancement	R16
	Couverture du chiffre d'affaires par le fonds de roulement	R17
	Couverture du chiffre d'affaires par le besoin en fonds de roulement	R18
	Poids du besoin en fonds de roulement d'exploitation	R19
	Exportation	R20
Productivité et rentabilité	Productivité du potentiel de production	R21
	Productivité du capital financier	R22
	Productivité du capital investi	R23
	Rentabilité économique	R24
	Performance	R25
	Rentabilité nette	R26
	Rendement des capitaux propres nets	R27
	Rendement des ressources durables nettes	R28
Marge et valeur ajoutée	Taux de valeur ajoutée	R29
	Part des salariés	R30
	Part de l'état	R31
	Part des prêteurs	R32
	Part de l'autofinancement	R33

Source : Auteurs

Ces variables ont été retenues en raison de leur présence récurrente dans la littérature consacrée à la prévision de la défaillance des entreprises.

3.5. Sélection des variables

Une procédure de sélection progressive a été appliquée afin d'identifier les variables les plus discriminantes.

Dans un premier temps, le test de Wilks et la statistique de Fisher ont permis d'évaluer individuellement la capacité discriminante des ratios financiers.

Dans un second temps, une procédure pas à pas inspirée de Bardos et Zhu (1997) a été utilisée afin de retenir uniquement les variables présentant la plus forte contribution à la discrimination entre entreprises défaillantes et non défaillantes.

3.6. Analyse discriminante linéaire

L'analyse discriminante linéaire vise à construire une fonction de classification permettant de séparer les entreprises défaillantes des entreprises saines.

La fonction discriminante générale s'écrit :

$$Z = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_nX_n$$

Où :

Z représente le score discriminant ;

X_i Représente le ratio financier i ;

a_i Représente le coefficient estimé.

3.7. Régression logistique

La régression logistique permet d'estimer directement la probabilité de défaillance d'une entreprise.

La fonction logistique utilisée est :

$$P(Y=1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1X_1 + \dots + \beta_nX_n)}}$$

Où :

$P(Y=1)$ représente la probabilité de défaillance ;

β_i Représente les coefficients estimés ;

X_i Représente les variables explicatives.

Une entreprise est classée comme défaillante lorsque la probabilité estimée est supérieure au seuil de 0,50.

3.8. Méthode Partial Least Squares (PLS)

La méthode PLS est utilisée afin de traiter les problèmes de multicollinéarité susceptibles d'affecter les données financières.

Avant l'estimation des modèles, une analyse de corrélation a mis en évidence l'existence de corrélations élevées entre plusieurs ratios financiers, justifiant ainsi le recours à une méthode de réduction de dimension.

La méthode PLS construit des composantes latentes permettant de maximiser simultanément la variance des variables explicatives et leur capacité à expliquer la variable dépendante.

Cette approche est particulièrement adaptée lorsque le nombre de variables est élevé relativement à la taille de l'échantillon.

3.9. Validation des modèles

Les performances des modèles sont évaluées à partir des indicateurs suivants :

- Taux global de bonne classification ;
- Taux de détection des entreprises défaillantes (sensibilité) ;
- Taux de détection des entreprises saines (spécificité) ;
- Erreurs de type I ;
- Erreurs de type II.

Ces indicateurs permettent de comparer objectivement les performances prédictives des trois méthodes étudiées sur les différents horizons temporels.

4. Résultats empiriques

4.1. Analyse descriptive des ratios financiers

L'analyse exploratoire révèle des disparités notables entre les entreprises en bonne santé et celles en difficulté sur tous les horizons de prévision examinés.

L'analyse de Fisher révèle que, un an avant la défaillance, la plupart des ratios financiers indiquent une capacité discriminante importante à un niveau de signification de 5 %. Il n'y a aucune signification pour les ratios R06, R09, R15, R21 et R31. Deux ans avant l'échec, les indices R05, R09, R15, R16, R18, R19, R22 et R31 perdent leur signification statistique. Toutefois, trois ans avant l'échec, les ratios R02, R03, R04, R07, R08, R10, R11, R14, R17, R18, R21, R25, R26, R27, R28 et R29 maintiennent une grande capacité discriminante.

Les entreprises en difficulté se distinguent généralement par un taux d'endettement supérieur à celui des entreprises viables. Les indices R02 et R03 signalent une forte dépendance au financement extérieur, en particulier bancaire. Cette condition reflète une augmentation de la vulnérabilité financière à l'approche de l'échéance de la faillite.

L'examen du ratio R04 montre que les entreprises en bonne santé ont une autonomie financière nettement plus élevée que celles qui rencontrent des difficultés. Ce constat démontre qu'une structure financière équilibrée diminue de manière significative le risque d'insolvabilité.

Il existe également des différences significatives entre les deux groupes en ce qui concerne les ratios de liquidité. Les sociétés en bonne santé affichent des niveaux de liquidité globale et restreinte significativement plus élevés, ce qui dénote une plus grande capacité à respecter leurs obligations à court terme.

De plus, le ratio R19 concernant le besoin en fonds de roulement semble constamment plus élevé dans les entreprises en difficulté. Cela reflète une hausse des besoins de liquidités et des problèmes de recouvrement des factures clients.

Les trois horizons analysés suggèrent que les ratios de rentabilité R24 et R26 conservent leur importance. Les entreprises en bonne santé suggèrent des niveaux de rentabilité constamment plus élevés que ceux des entreprises en difficulté.

Les résultats du test de Fisher indiquent que la majorité des ratios financiers présentent une capacité discriminante statistiquement significative entre les entreprises défaillantes et non défaillantes. Cette observation confirme l'existence de différences structurelles importantes entre les deux groupes plusieurs années avant la survenance de la défaillance. Toutefois, l'intensité du pouvoir discriminant varie selon l'horizon temporel considéré, ce qui suggère que certains signaux financiers deviennent plus visibles à mesure que l'entreprise se rapproche de la cessation des paiements.

4.2. Résultats de l'analyse discriminante

4.2.1. Résultats un an avant la défaillance (AD T-1)

La fonction discriminante estimée est la suivante :

$$Z_i = 0,005R02_i + 0,005R03_i + 0,017R04_i + 0,004R05_i - 0,402R08_i - 0,152R12_i + 0,095R13_i + 0,050R17_i - 0,014R18_i + 0,017R19_i - 0,049R20_i - 0,740R23_i + 0,049R24_i - 0,050R25_i + 0,038R26_i + 0,003R27_i + 0,019R29_i + 0,003R33_i + 0,063$$

La disposition des différents ratios dans la fonction n'est pas aléatoire, chaque ratio qui précède l'autre signifie qu'il a été retenu un pas avant et qu'il est plus discriminant que le suivant.

Selon Altman (1968), si Z désigne la fonction de discrimination entre les deux groupes d'entreprises, a : représente le coefficient de pondération du ratio R dans la fonction de

discrimination et d : désigne l'écart type du ratio R pour l'ensemble des entreprises de l'échantillon.

Le pouvoir discriminant du ratio R dans la fonction Z est mesuré par le coefficient de pondération de celui-ci multiplié par son écart-type et le pourcentage P de discrimination du ratio R_j dans la fonction Z est défini par le rapport :

$$P = \delta_j^2 a_j^2 / \sum_{j=1}^7 \delta_j^2 a_j^2$$

Le tableau ci-dessus montre qu'un an avant la défaillance 18 ratios jouent un rôle capital dans la discrimination entre les deux groupes. Nous remarquons que le ratio R_{17} , est classé le premier avec une capacité de 38 %, ce qui indique que la part du fonds de roulement qui finance l'actif circulant, a un rôle primordial dans la différenciation entre les deux catégories d'entreprises. De même le ratio R_{18} discrimine entre les deux groupes d'entreprises avec une capacité de 28 %.

Les ratios R_{17} , R_{19} , R_{24} , R_{04} , R_{26} , R_{02} , R_{29} , R_{13} , R_{03} , R_{33} , R_{27} et R_{05} ont été sélectionnés avec une pondération positive. En effet, plus le niveau de solvabilité, de rentabilité, d'activité et de productivité augmente, plus la fonction de discrimination est élevée et la probabilité de tomber en faillite faible.

Le modèle présente un taux de classification correct global de 91,2 %. Dans 89,4 % des cas, les entreprises en bonne santé ont été correctement identifiées, alors que les entreprises en difficulté ont été repérées avec une exactitude de 93,1 %. Les taux d'erreur de type I et II restent assez bas, à 6,9 % et 10,6 % respectivement, ce qui souligne la grande performance prédictive du modèle sur le court terme.

L'importance respective des ratios R_{17} et R_{18} souligne le rôle central du fonds de roulement et du besoin en fonds de roulement dans l'explication de la défaillance. Ces résultats suggèrent que les tensions de trésorerie constituent l'un des premiers mécanismes à travers lesquels la détérioration financière se manifeste. Cette observation est cohérente avec la littérature qui identifie les déséquilibres du cycle d'exploitation comme des signaux précurseurs majeurs des difficultés financières, justifiant à eux seuls environ 66 % de la capacité discriminante globale. Le ratio R_{17} relatif au fonds de roulement explique approximativement 38% de la variance totale, alors que le ratio R_{18} qui se rapporte au besoin en fonds de roulement compte pour environ 28%. Les ratios R_{20} , R_{19} et R_{24} présentent également une contribution significative dans la discrimination entre les deux groupes d'entreprises.

Une fois le modèle de prévision construit, il convient de s'assurer de sa validité. Aussi, la fonction discriminante permet de classer les entreprises en catégories saines ou défaillantes selon les seuils retenus.

Une amélioration des ratios de rentabilité, de solvabilité et de productivité, qui sont associés à des coefficients positifs, suggère une diminution significative du risque de défaillance. En revanche, les ratios liés à l'endettement, au besoin en fonds de roulement et à certaines mesures de liquidité qui affichent des coefficients négatifs indiquent une élévation du risque d'insolvabilité quand la structure financière se dégrade.

Les résultats indiquent aussi que les entreprises en difficulté affichent un important niveau de dette, une faible indépendance financière et une dégradation graduelle de leur liquidité. Les problèmes de liquidité se manifestent particulièrement l'année précédant la banqueroute, soulignant que la disponibilité des fonds est un indicateur crucial pour anticiper une défaillance.

4.2.2. Résultats deux ans avant la défaillance (AD T-2)

Afin d'apprécier convenablement l'importance de la contribution de chaque ratio dans la détermination de la situation de l'entreprise, nous avons procédé à la multiplication de chaque coefficient de la fonction de discrimination par son écart type. Pour deux ans avant la défaillance, ces pouvoirs sont représentés dans le tableau suivant :

Table 2 : le pouvoir discriminant des ratios deux ans avant la défaillance

RATIOS	Coefficient (a_j)	Ecart type (δ_j)	Pouvoir discriminant	% de discrimination	Classement
R26	0,076	9,219	0,854	48%	1
R05	0,026	19,960	0,729	35%	2
R10	-0,006	43,950	0,415	11%	3
R03	0,0089	28,927	0,327	9%	4

Source : Auteurs

La fonction discriminante est composée de 4 ratios combinés de la manière suivante :

$$Z_i = 0,0089R_{03i} + 0,026R_{05i} - 0,006R_{10i} + 0,076R_{26i} - 0,659$$

Deux ans avant la défaillance, la capacité du modèle à faire la différence baisse légèrement, bien que les résultats restent statistiquement acceptables. Le modèle se concentre sur un ensemble limité de facteurs explicatifs, essentiellement en rapport avec la solidité financière, la structure du passif et la liquidité.

L'indice de classification correcte global s'élève à 85,7 %. Dans 84,3% des cas, les entreprises en bonne santé sont correctement identifiées, tandis que pour les entreprises en difficulté, le taux de prédiction est de 87,1%. Cette diminution modérée de performance est due à la difficulté d'observer les indicateurs financiers de détérioration à moyen terme.

Les facteurs discriminants principaux restent les ratios concernant l'endettement financier, le besoin en fonds de roulement et la couverture des actifs par les fonds propres. Les entreprises qui se caractérisent par une dette importante et un manque de liquidités ont une probabilité nettement plus élevée de connaître des défaillances dans les années à venir.

Les résultats indiquent aussi que la rentabilité joue toujours un rôle explicatif significatif, même si sa capacité à distinguer est moins évidente que celle observée à l'échéance T-1. Les problèmes financiers commencent donc à se manifester graduellement, plusieurs années avant l'arrêt réel des paiements.

Comparativement à l'horizon T-1, la diminution du taux de classification traduit un affaiblissement progressif de l'information prédictive contenue dans les ratios financiers à mesure que l'on s'éloigne de la date de défaillance.

4.2.3. Résultats trois ans avant la défaillance (AD T-3)

Afin d'apprécier convenablement l'importance de la contribution de chaque ratio dans la détermination de la situation de l'entreprise, nous avons procédé à la multiplication de chaque coefficient de la fonction de discrimination par son écart type. Pour trois ans avant la défaillance, ces pouvoirs sont représentés dans le tableau suivant :

Table 3 : le pouvoir discriminant des ratios trois ans avant la défaillance

RATIOS	Coefficient (a_j)	Ecart type (δ_j)	Pouvoir discriminant	% de discrimination	Classement
R26	0,032	19,256	0,792	65%	1
R05	-0,007	45,182	0,450	18%	2
R10	0,049	9,115	0,150	10%	3
R03	-0,016	22,711	0,289	7%	4

Source : Auteurs

Trois ans avant la défaillance, l'exercice de prévision devient plus compliqué du fait de l'affaiblissement de la force des signaux financiers précurseurs de faillite. Néanmoins, l'analyse discriminante maintient une capacité de prédiction assez satisfaisante.

Le taux global de classification correcte est fixé à 78,4 %. On classe correctement 80,2 % des entreprises en bonne santé, tandis que les entreprises en difficulté sont identifiées avec une précision de 76,5 %. Le déclin des performances indique un éloignement dans le temps par rapport à l'occurrence de la défaillance.

Jusqu'  cette date, les facteurs les plus importants incluent principalement le niveau d'endettement, l'ind pendance financi re, la productivit  et divers indicateurs de performance. Les ratios de rentabilit  voient perdre progressivement une partie de leur pouvoir d'explication au profit des variables structurelles associ es au financement de la soci t .

Ces donn es indiquent que l'insolvabilit  est un processus graduel dont les signes financiers deviennent de plus en plus apparents   mesure que la soci t  se rapproche de la cessation de ses paiements.

Cette  volution confirme que la d faillance constitue un processus progressif dont les signaux financiers deviennent plus visibles   l'approche de la cessation des paiements.

4.3. R sultats de la r gression Logit

4.3.1. R sultats un an avant la d faillance (Logit T-1)

A partir des 33 ratios pris initialement qui vont constituer les variables explicatives du mod le   estimer   un an avant la d faillance, nous avons proc d  aux  tapes suivantes :

_ Estimer les coefficients du mod le *Logit* en utilisant les donn es de 200 observations de notre  chantillon

_ Calculer la probabilit  de d faillance des entreprises : $P \{Y_i = 1\} = (1 + e^{-\beta'x_i})^{-1}$

_ La r gle de d cision consiste   comparer cette probabilit  par rapport   un seuil critique $p^* = 0,5 : 2$

- Si $P \{Y_i = 1\} > 0,5$: alors le mod le consid re l'entreprise comme d faillante et la classe dans ce groupe.

- Si $P \{Y_i = 1\} < 0,5$: alors le mod le consid re l'entreprise comme saine et la classe dans ce groupe.

- Si $P \{Y_i = 1\} = 0,5$: zone d'incertitude, la probabilit  d'appartenir   ce groupe ou   l'autre est de 50 %. La validation du mod le un an avant la faillite est expos e ci-dessous.

La validation du mod le un an avant la faillite est expos e ci-dessous.

Table 4 : Les r sultats de la r gression un an avant la d faillance

Ratios	Coefficient (β)	Test du Wald	Probabilit�	Exp(β)
R01	-0,224	8,106	0,004***	0,800
R04	-0,091	35,343	0,000***	0,913
R17	-0,179	48,677	0,000***	0,836
R18	0,098	51,622	0,000***	1,103
R19	-0,039	22,350	0,000***	0,962
R20	0,102	51,192	0,000***	1,108
R21	-0,021	7,899	0,005***	0,979
R23	4,589	32,491	0,000***	98,430
R29	-0,114	20,418	0,000***	0,893
Constante	0,698	1,104	0,293	2,005

Source : Auteurs

Les ratios R17, R18, R19, R20 et R23 apparaissent parmi les variables les plus influentes du mod le. Le ratio R17 concernant le fonds de roulement reste l'un des meilleurs barom tres de la stabilit  financi re, alors que le ratio R18 qui se rapporte au besoin en fonds de roulement refl te les pressions sur la tr sorerie auxquelles sont confront es les entreprises en difficult . La solidit  du mod le Logit est due en partie   sa faible d pendance aux suppositions de normalit  des donn es, ainsi qu'  sa capacit    mod liser directement les probabilit s d' ch c. Parmi les m thodes  tudi es, la r gression Logit pr sente les meilleures performances observ es   l'horizon T-1. Toutefois, l' cart constat  avec les autres approches demeure relativement mod r , ce qui sugg re que les trois m thodes conservent une capacit  pr dictive  lev e   court terme.

Le taux global de classification correcte s'établit à 93,4 %, ce qui est légèrement au-dessus de celui obtenu grâce à l'analyse discriminante.

Dans 92,8 % des situations, les entreprises en difficulté sont correctement repérées, tandis que pour les entreprises viables, le taux de classification appropriée est de 94,1 %. Le faible taux d'erreurs de type I représente un atout considérable dans la prévention du risque de faillite.

Les coefficients estimés indiquent que les variables d'endettement ont un impact positif et significatif sur la probabilité de défaut. Au contraire, les coefficients de rentabilité, de liquidité et d'autonomie financière affichent des valeurs négatives, attestant leur fonction de protection contre le risque d'insolvabilité.

4.3.2. Résultats deux ans avant la défaillance (Logit T-2)

Le modèle Logit conserve une grande capacité de prédiction jusqu'à deux ans avant la défaillance, malgré une légère baisse de performance.

Les résultats d'estimation sont présentés comme suit :

Table 5 : Les résultats de la régression deux ans avant la défaillance

Ratios	Coefficient (β)	Test du Wald	Probabilité	Exp(β)	Signe de l'effet
R04	-0,015	12,156	0,000***	0,982	Négatif
R07	-1,178	2,250	0,134	0,860	Négatif
R10	0,008	20,122	0,000***	1,009	Positif
R26	-0,184	63,384	0,000***	0,855	Négatif
Constante	0,396	3,551	0,060	1,460	Positif

Source : Auteurs

Un accroissement du ratio R04 d'une unité entraîne une diminution de la probabilité de défaillance de 0,982 fois. L'augmentation du ratio R10 (durée du crédit clients) entraîne une augmentation de la probabilité de défaillance de 1,009 fois. Ce résultat reflète une plus grande difficulté de recouvrement des créances, et conduit à l'idée qu'une partie des causes de la défaillance peut, parfois, provenir d'une répercussion des difficultés d'un client.

Le pourcentage global de classification correcte s'élève à 87,6 %. Dans 86,2% des situations, les entreprises en bonne santé sont correctement identifiées, alors que celles qui rencontrent des difficultés affichent un taux de détection de 88,9%.

Les facteurs les plus explicatifs demeurent associés à l'endettement, à la capacité de remboursement et à la liquidité. Les coefficients liés aux ratios de structure financière restent statistiquement pertinents, attestant que les déséquilibres financiers se manifestent avant la survenance réelle d'une défaillance.

En comparaison avec l'analyse discriminante, la régression logistique produit moins d'erreurs de classification et assure une stabilité des résultats supérieure. Les probabilités individuelles de défaut obtenues contribuent aussi à une meilleure compréhension financière et managériale des résultats.

4.3.3. Résultats trois ans avant la défaillance (Logit T-3)

Les résultats suggèrent que la régression Logit conserve des performances légèrement supérieures à celles de l'analyse discriminante en termes de performance, même trois ans avant la survenance d'une défaillance.

La régression logistique effectuée avec le logiciel SPSS donne les résultats présenté dans le tableau 6 ci-dessous.

Le taux général de classification correcte reste aux alentours de 81,3 %. Dans 79,6 % des situations, les entreprises en difficulté sont bien identifiées, alors que les entreprises prospères ont un taux de classification de 82,7 %.

Table 6 : Les résultats de la régression trois ans avant la défaillance

Ratios	Coefficient (β)	Test du Wald	Probabilité	Exp(β)	Signe de l'effet
R04	-0,013	11,562	0,001***	0,986	Négatif
R10	0,009	9,293	0,001***	1,006	Positif
R18	-0,009	14,496	0,000***	0,994	Négatif
R19	0,008	8,646	0,002***	1,007	Positif
R25	-0,063	13,622	0,000***	0,939	Négatif
R33	0,008	3,458	0,059*	1,007	Positif
Constante	0,312	2,874	0,095*	1,342	Positif

Source : Auteurs

Les variables ayant le plus d'impact sont toujours le ratio d'endettement, de solvabilité et de liquidité. Cependant, les indices de rentabilité tendent à perdre leur stabilité et voient leur capacité d'explication diminuer graduellement sur le long terme.

Ces résultats indiquent que l'apparition de la vulnérabilité financière se manifeste progressivement par des déséquilibres structurels identifiables plusieurs années avant la déclaration de faillite.

Les résultats de l'analyse discriminante sont corroborés par les prévisions du modèle Logit. Les coefficients liés aux variables d'endettement affichent des signes positifs et statistiquement pertinents, indiquant un lien direct entre le degré d'endettement et le danger de défaut.

Au contraire, les indices de rentabilité et de liquidité indiquent des coefficients négatifs, signalant qu'une amélioration des performances financières diminue le risque de faillite.

Le modèle Logit démontre une haute compétence en matière de classification à travers les divers horizons temporels. Les entreprises en bonne santé continuent de présenter des taux de classification plus élevés, tout en conservant une capacité efficace à détecter les entreprises défaillantes.

Les données indiquent aussi que le risque d'échec s'accroît considérablement lorsque la pression sur le besoin en fonds de roulement se renforce.

4.4. Résultats de la méthode PLS

Le recours à la méthode PLS se justifie par la présence de corrélations élevées entre plusieurs ratios financiers mobilisés dans l'étude. Dans ce contexte, les approches fondées sur la construction de variables latentes permettent de réduire les problèmes de redondance informationnelle et d'améliorer la stabilité des estimations obtenues.

Le recours à la méthode PLS est cohérent avec les recommandations formulées par Hair et al. (2022), selon lesquelles cette approche est particulièrement adaptée aux contextes caractérisés par une forte corrélation entre les variables explicatives et une taille d'échantillon relativement limitée.

4.4.1. Résultats un an avant la défaillance (PLS T-1)

Les coefficients de la fonction discriminante obtenus à l'aide du logiciel SAS sont les suivants.
 $Z_k = 0,518 - 0,002R_{02i} - 0,002R_{04i} + 0,011R_{20i} + 0,156R_{23i} - 0,005R_{24i} + 0,014R_{25i} - 0,008R_{26i}$

La VIP permet de hiérarchiser les ratios selon leur pouvoir explicatif sur les variables cibles. Plus la valeur est grande, plus elle est intéressante ; de manière très simplifiée, nous dirons qu'une variable est à considérer avec attention dès lors que ($VIP \geq 0,8$). Dans le tableau 7 qui suit nous résumons ce constat.

La régression à Moindres Carrés Partiels (PLS) a produit des résultats particulièrement satisfaisants un an avant l'échec. La méthode a atteint un taux de classification correct de 90,8%, attestant de sa capacité à synthétiser efficacement l'information contenue dans des ratios fortement corrélés.

Table 7 : Poids des ratios dans la fonction discriminante un an avant la défaillance

Ratios	VIP
R20	1,989
R04	1,151
R23	1,064
R26	0,995
R25	0,964
R24	0,864
R02	0,799

Source : Auteurs

Les premières composantes latentes identifiées par le modèle sont essentiellement liées à la solvabilité, à la rentabilité et à la liquidité. Les sociétés qui se distinguent par une autonomie financière réduite et une détérioration de leur fonds de roulement affichent des chances de faillite nettement plus importantes.

Dans la formation des composantes principales, les ratios R20, R04, R23, R26, R25 et R24 semblent être les variables les plus contributives. L'approche PLS offre donc une solution pour atténuer les problèmes de multi colinéarité souvent observés dans les analyses prédictives de la défaillance.

4.4.2. Résultats deux ans avant la défaillance (PLS T-2)

L'estimation des coefficients du modèle seront formulés comme suit :

$$Z_k = 0,893 - 0,001 R02i - 0,001 R04i + 0,001 R10i + 0,009 R17i - 0,015 R25i - 0,007 R26i$$

Pour déterminer l'ordre d'importance des ratios comptables dans la discrimination entre des deux catégories d'entreprises, nous présentons le tableau suivant :

Table 8 : Poids des ratios dans la fonction discriminante deux ans avant la défaillance

Ratios	VIP
R26	1,380
R25	1,330
R04	1,176
R17	1,162
R10	0,911
R02	0,878

Source : Auteurs

L'analyse PLS a permis de retenir six ratios financiers, le ratio de rentabilité (R26) ainsi que le ratio de rentabilité économique apparaissent comme les variables les plus discriminantes entre les deux catégories d'entreprises, ce qui permet de constater qu'il existe une relation négative entre la rentabilité et le risque d'insolvabilité. D'autres ratios ont été sélectionnés avec différents critères de pondération tels que les ratios d'endettement (R04, R17 et R02). Ce résultat renforce les conclusions de l'analyse descriptive. Le ratio R17 (couverture du chiffre d'affaires par le fonds de roulement) est quant à lui déterminant de la défaillance avec un coefficient de pondération à l'ordre de 1,162.

Deux ans avant l'échec, la régression PLS maintient une solidité prédictive notable, affichant un taux global de classification précise de 86,1 %.

La baisse de performance reste assez faible comparée aux autres techniques statistiques, ce qui atteste de la solidité de l'approche PLS en cas de corrélations élevées entre les variables explicatives.

Les éléments latents déduits se basent majoritairement sur les contraintes associées à l'endettement, la liquidité et la solvabilité. Les entreprises les plus fragiles se distinguent par une détérioration graduelle de leur structure financière et de leur aptitude à rembourser.

4.4.3. R sultats trois ans avant la d faillance (PLS T-3)

L'estimation des coefficients du mod le seront formul s comme suit :

$$Z_k = 0,653 - 0,008R_{02i} - 0,0021R_{04i} + 0,0003R_{10i} + 0,0040R_{17i} - 0,013R_{25i} - 0,0001R_{26i} + 0,003R_{27i}$$

Pour d terminer l'ordre d'importance des ratios comptables dans la discrimination entre des deux types d'entreprises, nous pr sentons le tableau suivant :

Table 9 : Poids des ratios dans la fonction discriminante trois ans avant la d faillance

Ratios	VIP
R04	1,589
R10	1,080
R02	1,028
R26	0,985
R25	0,932
R17	0,885
R27	0,898
R33	0,894

Source : Auteurs

Les ratios autonomie financi re (R04), la dur e de cr dit clients (R10), l'ind pendance financi re (R02), la rentabilit  nette (R26), la performance (R25), la couverture du chiffre d'affaires par le fonds de roulement (R17), le rendement des capitaux propres nets (R27), apparaissent comme les indicateurs les plus discriminants trois ans avant la d faillance ; ce constat valide nos hypoth ses ainsi que les pr c dents r sultats statistiques.

Trois ans avant la banqueroute, la r gression PLS d montre les meilleures performances   long terme parmi les m thodes examin es.

Le taux de classification correcte global se situe   83,2 %, ce qui est sup rieur   celui obtenu par l'analyse discriminante et l g rement au-dessus de celui du mod le Logit.

Malgr  l' cart temporel de la d faillance, les variables latentes li es   la structure financi re,   la solvabilit  et   l'efficacit  op rationnelle restent statistiquement pertinentes.

Ces conclusions indiquent que la technique PLS convient particuli rement aux bases de donn es financi res multidimensionnelles, marqu es par une interrelation  lev e entre les variables comptables.

La m thode PLS a  t  efficace pour r soudre les probl mes de multi colin arit  d tect s entre divers ratios financiers et fournit des r sultats particuli rement solides sur les p riodes de pr vision   long terme, y compris pour deux   trois ans avant l' chec.

Les r sultats indiquent que les  l ments latents d riv s rendent compte d'une proportion significative de la variance des variables explicatives et de la variable d pendante.

Les variables li es   la solvabilit , au fonds de roulement et   la rentabilit  se distinguent par leur forte corr lation avec l'indicateur de d faillance.

Les r sultats pr dictifs obtenus indiquent que la technique PLS diminue les erreurs de classification et optimise la stabilit  des estimations par rapport   l'analyse discriminante classique.

4.5. Synth se comparative des performances des mod les

Le tableau 10 pr sente une synth se comparative des performances obtenues par les trois m thodes de pr vision  tudi es.

Les r sultats mettent en  vidence que la r gression Logit constitue l'approche la plus performante   court et moyen terme.   un an avant la d faillance, elle atteint un taux global de bonne classification de 93,4 %, contre 91,2 % pour l'analyse discriminante et 90,8 % pour la m thode PLS.

Deux ans avant la défaillance, la régression Logit conserve également la meilleure performance avec un taux de classification de 87,6 %, bien que l'écart avec la méthode PLS demeure relativement faible.

Table 10 : Comparaison des performances prédictives

Horizon	Analyse discriminante	Logit	PLS
T-1	91,2 %	93,4 %	90,8 %
T-2	85,7 %	87,6 %	86,1 %
T-3	78,4 %	81,3 %	83,2 %

Source : Auteurs

À horizon plus éloigné, la méthode PLS devient l'approche la plus performante. Trois ans avant la défaillance, elle atteint un taux de classification de 83,2 %, contre 81,3 % pour la régression Logit et 78,4 % pour l'analyse discriminante.

Ces résultats suggèrent que la régression Logit apparaît particulièrement adaptée à la prévision de la défaillance à court terme, tandis que la méthode PLS présente une meilleure robustesse lorsque l'horizon de prévision s'allonge et que les problèmes de multicollinéarité deviennent plus importants.

5. Discussion

5.1. Interprétation économique des résultats

Les résultats obtenus mettent en évidence le rôle déterminant des indicateurs de liquidité, de solvabilité, de rentabilité et de fonds de roulement dans la prévision de la défaillance des entreprises. Parmi l'ensemble des variables étudiées, les ratios liés au fonds de roulement (R17) et au besoin en fonds de roulement (R18) apparaissent comme les facteurs les plus discriminants, en particulier à l'horizon T-1.

Cette observation suggère que les tensions de trésorerie constituent l'un des premiers mécanismes à travers lesquels les difficultés financières se matérialisent. Une dégradation du fonds de roulement réduit la capacité de l'entreprise à financer son cycle d'exploitation, tandis qu'une augmentation excessive du besoin en fonds de roulement accroît les contraintes de liquidité et la dépendance aux financements externes.

Les résultats montrent également que les entreprises défaillantes présentent généralement un niveau d'endettement plus élevé et une autonomie financière plus faible que les entreprises saines. Cette situation accroît leur vulnérabilité face aux chocs économiques et limite leur capacité d'adaptation en période de ralentissement de l'activité.

Par ailleurs, les ratios de rentabilité conservent un pouvoir explicatif important sur l'ensemble des horizons étudiés. Une rentabilité insuffisante réduit progressivement les capacités d'autofinancement de l'entreprise et contribue à la détérioration de sa structure financière. Ces résultats confirment que la défaillance constitue généralement un processus progressif résultant de l'accumulation de déséquilibres financiers plusieurs années avant la cessation effective des paiements.

5.2. Comparaison avec les travaux antérieurs

Les résultats obtenus sont globalement cohérents avec les conclusions des travaux fondateurs de Beaver (1966), qui montrent que certains ratios financiers permettent d'identifier les entreprises en difficulté plusieurs années avant leur faillite. Ils rejoignent également les conclusions d'Altman (1968), selon lesquelles les indicateurs de liquidité, de rentabilité et de solvabilité figurent parmi les meilleurs prédicteurs du risque de défaillance.

Les performances observées pour la régression Logit confirment les résultats d'Ohlson (1980), qui souligne l'intérêt des modèles probabilistes pour l'estimation du risque de faillite. La

capacité du modèle Logit à fournir directement une probabilité de défaillance et sa moindre dépendance à certaines hypothèses statistiques expliquent probablement les performances élevées observées dans cette étude.

Concernant la méthode PLS, les résultats montrent une robustesse particulière lorsque l'horizon de prévision s'allonge. Cette observation est cohérente avec les recherches mettant en évidence l'intérêt des méthodes de réduction de dimension dans les contextes caractérisés par une forte corrélation entre les variables explicatives. La stabilité observée à T-3 suggère que les composantes latentes construites par la méthode PLS permettent de préserver une partie de l'information prédictive contenue dans les ratios financiers.

Ainsi, les résultats de cette recherche tendent davantage à compléter qu'à remettre en cause les conclusions de la littérature existante. Ils confirment l'importance des variables financières traditionnelles tout en soulignant l'intérêt d'approches méthodologiques adaptées aux problèmes de multicollinéarité.

Les résultats obtenus sont également cohérents avec les recherches plus récentes consacrées à la prévision de la défaillance des entreprises. Jones et al. (2017) montrent que les performances prédictives varient selon les méthodes mobilisées et les caractéristiques des données étudiées, ce qui confirme l'intérêt des comparaisons empiriques réalisées dans cette recherche. Par ailleurs, Barboza et al. (2017) et Shi et al. (2022) soulignent le développement des approches avancées de prévision du risque de défaut ainsi que l'importance de la qualité des variables explicatives dans l'amélioration des performances prédictives. Nos résultats confirment que les indicateurs financiers traditionnels conservent une capacité explicative élevée, tout en mettant en évidence l'intérêt de méthodes robustes telles que la régression Logit et la méthode PLS.

5.3. Contributions théoriques de la recherche

Cette recherche apporte plusieurs contributions à la littérature consacrée à la prévision de la défaillance des entreprises.

Premièrement, elle propose une comparaison empirique détaillée de trois approches statistiques largement mobilisées dans les travaux sur le risque de défaillance : l'analyse discriminante, la régression Logit et la méthode PLS.

Deuxièmement, l'étude met en évidence l'évolution des performances prédictives selon l'horizon temporel considéré. Les résultats montrent que la hiérarchie entre les méthodes n'est pas constante dans le temps : la régression Logit apparaît plus performante à court terme, tandis que la méthode PLS semble mieux résister à l'allongement de l'horizon de prévision.

Troisièmement, la recherche confirme le rôle central des indicateurs liés au fonds de roulement, au besoin en fonds de roulement et à la solvabilité dans les mécanismes de détection précoce des difficultés financières.

Enfin, les résultats soulignent l'intérêt de la méthode PLS dans les contextes où les données financières présentent un niveau élevé de corrélation entre les variables explicatives.

5.4. Implications managériales

Les résultats obtenus présentent plusieurs implications pratiques pour les acteurs économiques. Pour les établissements de crédit, les modèles développés peuvent contribuer à améliorer les dispositifs d'évaluation du risque de crédit et les systèmes de notation interne. L'identification précoce des entreprises vulnérables permet de renforcer la gestion du risque et d'anticiper les situations de défaut.

Pour les dirigeants, les indicateurs identifiés dans cette étude peuvent constituer des outils d'alerte précoce facilitant la détection des premiers signes de détérioration financière. Une surveillance régulière des ratios de liquidité, de solvabilité et de fonds de roulement pourrait contribuer à réduire le risque de défaillance.

Les investisseurs et les analystes financiers peuvent également utiliser ces modèles comme outils complémentaires d'évaluation de la solidité financière des entreprises et de leur capacité à maintenir leur activité à long terme.

5.5. Limites de la recherche et perspectives futures

Malgré l'intérêt des résultats obtenus, cette recherche présente plusieurs limites.

La première concerne la taille relativement limitée de l'échantillon, qui pourrait restreindre la généralisation des conclusions. La deuxième résulte de l'utilisation exclusive de données comptables et financières, sans prise en compte de variables qualitatives telles que la gouvernance, la qualité du management ou les caractéristiques sectorielles. Enfin, les résultats demeurent liés au contexte économique et institutionnel des entreprises étudiées.

Les recherches futures pourraient étendre cette analyse à des échantillons plus importants et intégrer des variables non financières afin d'améliorer la compréhension des mécanismes de défaillance. Elles pourraient également comparer les performances des méthodes statistiques traditionnelles avec des approches récentes de machine learning telles que les Random Forests, les Support Vector Machines (SVM), les réseaux de neurones artificiels ou les méthodes de boosting.

6. Conclusion

Cette recherche avait pour objectif de comparer les performances de trois approches statistiques largement mobilisées dans la littérature sur la prévision de la défaillance des entreprises : l'analyse discriminante linéaire, la régression logistique et la méthode Partial Least Squares (PLS).

L'étude repose sur un échantillon de 200 entreprises composé de 100 entreprises défaillantes et de 100 entreprises non défaillantes. Trente-trois ratios financiers couvrant les dimensions relatives à la structure financière, à la liquidité, à la solvabilité, à la rentabilité, à l'activité et à la croissance ont été mobilisés afin d'évaluer la capacité prédictive des différents modèles à trois horizons temporels précédant la défaillance.

Les résultats indiquent que les indicateurs liés au fonds de roulement, au besoin en fonds de roulement, à la solvabilité et à la rentabilité constituent les principaux signaux annonciateurs des difficultés financières. Les entreprises défaillantes se caractérisent principalement par une dégradation progressive de leur liquidité, une augmentation de leur niveau d'endettement et une détérioration de leur rentabilité plusieurs années avant la cessation des paiements.

Sur le plan méthodologique, les résultats indiquent que la régression Logit présente les meilleures performances de classification à court et moyen terme, tandis que la méthode PLS apparaît plus robuste lorsque l'horizon de prévision s'allonge et que les variables explicatives présentent une forte corrélation. L'analyse discriminante conserve néanmoins un intérêt important pour l'identification des variables les plus discriminantes.

Cette recherche apporte plusieurs contributions à la littérature. Premièrement, elle propose une comparaison empirique détaillée de trois méthodes de prévision largement utilisées. Deuxièmement, elle met en évidence la stabilité relative des performances prédictives selon l'horizon temporel considéré. Troisièmement, elle confirme le rôle déterminant des indicateurs de fonds de roulement, de solvabilité et de rentabilité dans les processus de détection précoce des difficultés financières.

Les résultats présentent également plusieurs implications managériales. Les modèles étudiés peuvent être utilisés par les établissements de crédit dans les procédures d'évaluation du risque, par les investisseurs dans leurs décisions d'allocation de portefeuille et par les dirigeants dans la mise en place de dispositifs d'alerte précoce destinés à prévenir les situations de défaillance.

Cette  tude pr sente toutefois certaines limites. La premi re concerne la taille relativement limit e de l' chantillon analys . La deuxi me r sulte de l'utilisation exclusive de donn es financi res comptables qui ne permettent pas de prendre en compte certaines dimensions qualitatives telles que la gouvernance, la strat gie ou la qualit  du management. Enfin, les r sultats demeurent li s au contexte institutionnel et  conomique des entreprises  tudi es, ce qui limite leur g n ralisation   d'autres environnements.

Les recherches futures pourraient prolonger cette analyse en int grant des variables qualitatives, en mobilisant des bases de donn es plus larges et en comparant les performances des m thodes statistiques traditionnelles avec des approches r centes de machine learning telles que les Random Forests, les Support Vector Machines (SVM), les r seaux de neurones artificiels ou les m thodes de boosting.

R f rences

- (1). Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609.
- (2). Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. I. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405–417.
- (3). Bardos, M., & Zhu, W. H. (1997). Comparaison des m thodes de s lection des variables discriminantes dans les mod les de pr vision de d faillance. *Revue d' conomie Financiere*, 43, 173–195.
- (4). Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111.
- (5). Charalambous, C., Charitou, A., & Kaourou, F. (2000). Comparative analysis of artificial neural network models: Application in bankruptcy prediction. *Annals of Operations Research*, 99(1–4), 403–425.
- (6). Deakin, E. B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167–179.
- (7). Frydman, H., Altman, E. I., & Kao, D. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress. *Journal of Finance*, 40(1), 269–291.
- (8). Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Sage.
- (9). Henseler, J., Ringle, C. M., & Sinkovics, R. R. (2009). The use of partial least squares path modeling in international marketing. In R. R. Sinkovics & P. N. Ghauri (Eds.), *Advances in international marketing* (Vol. 20, pp. 277–319). Emerald Group Publishing.
- (10). Jones, S., Johnstone, D., & Wilson, R. (2017). Predicting corporate bankruptcy: An evaluation of alternative statistical frameworks. *Journal of Business Finance & Accounting*, 44(1–2), 3–34.
- (11). Keasey, K., & McGuinness, P. (1990). The failure of UK industrial firms for the period 1976–1984: Logistic analysis and entropy measures. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 119–135.
- (12). Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H. V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring. *European Journal of Operational Research*, 247(1), 124–136.
- (13). Liou, D. K., & Smith, M. (2007). Financial distress and corporate turnaround: A review of the literature and agenda for future research. *Accounting and Finance*, 47(3), 513–554.

- (14). Mai, F., Tian, S., Lee, C., & Ma, L. (2019). Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures. *European Journal of Operational Research*, 274(2), 743–758.
- (15). Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131.
- (16). Pompe, P. P. M., & 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(2), 95–112.
- (17). Shi, Y., Li, X., & Wang, S. (2022). Corporate financial distress prediction using machine learning techniques: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 190, 116194.
- (18). Sun, J., Li, H., Huang, Q. H., & 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.
- (19). Titman, S., & Opler, T. (1994). Financial distress and corporate performance. *Journal of Finance*, 49(3), 1015–1040.