

Détection des faillites et allocation des ressources

Loin d'être un événement rare qui n'arrive qu'aux autres, la faillite touche les entreprises de toute taille dans toutes les zones géographiques. Les conséquences sont à la fois sociales (licenciements) et économiques (régions désertifiées).

Notre propos portera sur les conséquences financières. En effet, la mauvaise allocation des fonds prêtés par les banques handicape l'appareil productif et au-delà la productivité globale des pays.

Cela pose la question de l'attribution de ces fonds et de la capacité d'utiliser des outils performants pour déterminer le devenir des entreprises et leur probabilité de faillite. Ainsi, les modèles de faillite sont-ils performants ?

Cette question n'est pas nouvelle et la littérature sur cette question est abondante depuis Beaver (1966), Altman (1968) ou encore Ohlson (1980). Tous ces modèles se basent sur l'utilisation des données comptables (bilan et compte de résultat). L'arrivée de l'intelligence artificielle et son utilisation massive à partir de la fin des années 90 n'a pas modifié les sources de données utilisées. Que l'on utilise des techniques linéaires ou non-linéaires (réseaux de neurones pas exemple), ce sont toujours les données comptables qui sont largement utilisées car elles sont disponibles et standardisées. Malgré toutes ces avancées, il n'en reste pas moins vrai que la capacité à bien prédire le destin d'une entreprise (faillite ou non) reste



ERIC SÉVERIN

Professeur des Universités,
IAE Lille, Université de Lille



**DAVID
VEGANZONES**

Associate Professor, INSEEC
U Research Center, ESCE
International Business
School, Paris, France

1/ Les études s'accordent à dire que l'erreur la plus coûteuse est l'erreur de type 1. En d'autres termes, le coût d'un impayé est plus lourd à supporter que celui de la non captation de parts de marché. Cela explique les nombreuses garanties demandées par les banques lors de l'octroi d'un crédit.

encore très limitée. Le taux de bonnes prédictions est de 80 à 85%. Comment donc améliorer ce résultat ?

Dans les années récentes, de nombreux travaux ont cherché à comprendre les erreurs des modèles. Si la technique économétrique n'est pas à mettre en cause, où sont les zones de progrès ?

Les travaux se sont focalisés sur les données et leurs qualités. L'information comptable n'est pas toujours fiable (qualité du reporting) et est manipulée. De ce fait, elle ne donne pas une représentation fidèle de la réalité comme l'a montré depuis longtemps Rosner (2003). Quelles que soient les raisons de cette manipulation (respect des clauses bancaires, Charitou et al., 2007 ; volonté de toucher des bonus, Bergstresser et Philippon, 2006 ; stratégie financière pour manipuler le cours boursier, Perry et Williams, 1994 ; ou encore volonté d'éviter des litiges, Charitou et al., 2007), l'information erronée vient perturber les modèles de faillite et décroît leurs performances (Séverin et Véganzones, forthcoming). Ainsi, quel que soit le modèle utilisé, la performance des modèles prenant en compte la manipulation des résultats est meilleure (de l'ordre de 2 à 5%). Il est à noter que c'est l'erreur de type 1 qui bénéficie le plus de cette amélioration. L'erreur de type 1 consiste à considérer une firme comme saine alors qu'elle est en faillite et l'erreur de type 2 représente le risque inverse à savoir qu'une entreprise apparaissant en faillite est en réalité une entreprise saine¹. Ainsi, la prise en compte de la qualité

de l'information améliore non seulement l'allocation des fonds mais aussi réduit le rationnement du crédit.

D'autres travaux se sont focalisés sur la recherche d'informations pertinentes plus qualitatives. La difficulté est de pouvoir, d'une part, collecter l'information et, d'autre part, de pouvoir produire une mesure avec laquelle on disposera de données fiables. Les études mettent en évidence que la prise en compte de données relationnelles (Tobback et al., 2017) ou encore de données de gouvernance (Liang et al., 2016) sont autant d'éléments permettant la prévision de la faillite et au-delà une meilleure allocation des fonds.

Pourquoi alors, les acteurs économiques en sont-ils encore à utiliser principalement les données comptables ? Plusieurs arguments peuvent être avancés. Premièrement le coût de collecte de l'information et la quantité des données à traiter. Ainsi, l'étude de Liang et al. (2016) utilise comme mesure de gouvernance des données telles que: le nombre d'administrateurs externes, le nombre de contrôleurs, la nature des actionnaires (industriel, familial, financier, etc.), le nombre de directeurs étrangers, la qualité des actionnaires (personnes morale ou physique), la tête de groupe de ces actionnaires, etc. Ce coût pèse sur la réactivité et la prise de décision. Deuxièmement, la rapport avantage/inconvénient. Le coût élevé de la collecte n'est pas toujours compensé par l'amélioration de la performance des modèles et la bonne destination des fonds.

Malgré cela, il est à ce jour impossible de prédire de façon certaine le devenir des entreprises : les chocs économiques soudains (comme le COVID 19), les décisions des acteurs (le soutien de l'Etat avec le PGE) et plus largement les aléas de la vie (il suffit de penser à la détérioration de la santé d'un dirigeant particulièrement au sein des TPE) n'apparaissent pas dans les états financiers.

C'est pourquoi, au-delà des chiffres, c'est la qualité de la relation bancaire et le lien privilégié entre la banque et l'entreprise qui permettront, d'une part, de mieux

prédire le devenir des entreprises et, d'autre part, d'allouer les ressources financières de façon efficiente et efficace.

Bibliographie

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 889-609.

Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictor of failure, *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.

Bergstresser, D., Philippon, T. (2006). CEO incentives and earnings management. *Journal of Financial Economics*, 80(3), 511-529.

Charitou, A., Lambertides, N., Trigeorgis, L. (2007). Earnings behaviour of financially distressed firms: The role of institutional ownership. *Abacus*, 43(3), 271-296.

Ohlson, J. A., (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1): 109-131.

Liang D., Lu C-C., Tsai C-F., Shih G-A., (2016). Financial ratios and corporate governance indicators in bankruptcy prediction: A comprehensive study, *European Journal of Operation Research*, vol 252, issue 2, p. 561-572

Perry, S. E., Williams, T. H. (1994). Earnings management preceding management buyout offers. *Journal of Accounting and Economics*, 18(2), 157-179.

Rosner, R. L. (2003). Earnings manipulation in failing firms. *Contemporary Accounting Research*, 20(2), 361-408.

Séverin E., Véganzones D. Can Earnings Management Information Improve Bankruptcy Prediction Models? *Annals of Operation Research*, forthcoming, DOI : <https://doi.org/10.1007/s10479-021-04183-0>

Tobback, E., Bellotti, T., Moeyersoms, J., Stankova, M., Martens, D. (2017). Bankruptcy prediction for SMEs using relational data. *Decision Support Systems*, 102, 69-81. ■