

ÉRIC DARMON*Université de Rennes, CNRS, CREM***NATHALIE ORIOL***Université Côte d'Azur, CNRS, GREDEG***ALEXANDRA RUFINI***Université Côte d'Azur, CNRS, GREDEG*

Enchères, notation et fixation du taux d'intérêt par la foule

Le cas d'une plateforme de *crowdlending*

Les auteurs étudient la formation du taux d'intérêt à partir de données originales collectées sur une plateforme française de crowdlending, caractérisée par un mécanisme d'enchères inversées. Ils montrent que les informations financières expertes classiquement utilisées en analyse du risque crédit ont un pouvoir explicatif très limité sur le niveau des taux d'intérêt obtenus. À l'inverse, la notation proposée par la plateforme et ne nécessitant pas d'expertise présente une influence significative, à plus forte raison après l'activation d'un robot d'automatisation des enchères.

La crise de 2008 a initié une réflexion autour d'une nécessaire diversification des financements des très petites (TPE), petites et moyennes entreprises (PME). Pour autant, les alternatives au système bancaire ne sont pas nombreuses en raison des difficultés d'accès de ce type d'entreprise à la finance directe, et des problèmes d'asymétrie informationnelle (Cailloux *et al.*, 2014). La politique de distribution du crédit requiert en effet un certain niveau d'expertise consistant notamment à savoir interpréter une information comptable et financière (Chantiri-Chaude-manche et Kahloul, 2012). Mais les informations produites par les entreprises – particulièrement de petite taille – sont généralement insuffisantes pour permettre d'évaluer *a priori* leur qualité d'emprunteur (Chapellier, 2004), ce qui peut initier un rationnement du crédit (Stiglitz et Weiss, 1981). Bien que les banques n'aient globalement pas démontré en France une volonté de contraction de l'offre de crédit depuis la crise, les TPE/PME semblent malgré tout spécifiquement souffrir de difficultés d'accès au crédit, particulièrement en termes de crédit de trésorerie (Kremp et Sevestre, 2014). De nouveaux intermédiaires constitués en plateforme, se sont saisis de cet argument et ont proposé un mode de financement alternatif consistant à lever des fonds *via* une campagne de *crowdfunding* (« prêt par la foule »). Ainsi, une première plateforme de prêt aux entreprises « Unilend » voit le jour en 2013, rapidement suivie par l'apparition de nouvelles plateformes et d'une augmentation du

montant des fonds collectés (progressant de 102 % entre 2016 et 2017¹). Mode de financement participatif, le *crowdfunding* permet à des particuliers, parfois aux côtés d'institutionnels, de prêter des fonds à un autre agent économique par l'intermédiaire d'une plateforme en ligne, sans l'intervention d'une institution financière². L'European Banking Authority (EBA, 2015) propose de distinguer deux types de plateformes : celles permettant le prêt aux particuliers (*Peer-to Peer - P2P Lending*) et celles permettant le prêt aux entreprises (*Peer-to-Business - P2B Lending*). Au sein de cette recherche, nous nous sommes particulièrement intéressés à ces dernières. L'introduction de ce type d'intermédiaire soulève de nouvelles problématiques comme la nature et l'efficacité du processus de pré-sélection des emprunteurs par la plateforme, et la régulation de ces acteurs. D'autres problématiques telles que l'appréciation du risque-crédit se voient renouvelées avec la question de la capacité d'une « foule » d'investisseurs à évaluer ce risque. En effet, la détention de créances sur des TPE/PME par une clientèle d'investisseurs non qualifiés présente un risque de sélection adverse potentiellement plus élevé qu'au sein de l'industrie bancaire. L'analyse des risques de contrepartie relève d'une expertise fondée sur un certain niveau d'éducation financière (EBA, 2015). L'information objective et quantitative (information qualifiée de « hard ») et particulièrement les ratios financiers (information dite « experte ») constituent les variables traditionnelles d'appréciation du

1. Source : Baromètre du Crowdfunding en France 2017, KPMG et Financement Participatif France.

2. L'ordonnance 2014-559 du 30 mai 2014 circonscrit la définition de conseiller en financement participatif (CFP) et d'intermédiaire en financement participatif (IFP).

risque crédit (Driga *et al.*, 2010). Cependant, le recours à ces ratios ne peut pas être répliqué à l'identique à l'échelle d'une population d'investisseurs non qualifiés qui n'y accorde pas la même compréhension, ni le même pouvoir explicatif (Mild *et al.*, 2015). Le manque d'expertise et/ou le manque de temps sont susceptibles de favoriser le recours par la foule à des dispositifs permettant de déléguer le processus de traitement de l'information experte (sous la forme *e.g.* d'une notation du projet), voire de la décision même de prêt (gestion automatisée *via e.g.* un système informatique et d'aide à la décision – SIAD). Notre article a pour objectif de tester ces hypothèses dans le cadre d'une plateforme (Unilend) proposant un mécanisme d'enchères inversées. Nous nous sommes interrogés sur la capacité des prêteurs à comprendre ces enjeux sophistiqués d'évaluation du risque. Sont-ils sensibles aux simplifications heuristiques de la plateforme sous la forme de notation ? Ou traitent-ils les informations financières sophistiquées produites par les entreprises ? Cet article propose d'étudier l'utilisation par la foule d'informations expertes en utilisant le taux d'intérêt comme la mesure principale permettant d'exprimer ce traitement (Agrawal *et al.*, 2014 ; Belleflamme *et al.*, 2015). La particularité de l'étude ne repose pas seulement sur le caractère novateur de cette forme d'intermédiation financière. Elle permet également d'éclairer le sujet encore peu exploré des réactions de la foule face aux problèmes d'asymétrie informationnelle liés à

l'emprunt, en mobilisant plusieurs approches disciplinaires. Dans un premier temps, nous exposons le positionnement de l'étude face à la littérature existante. Puis, nous présentons le terrain de l'étude avant d'aborder la méthodologie utilisée ainsi que les données collectées. Les résultats ouvrent sur une discussion des enjeux réglementaires et managériaux. La dernière section conclut.

I – REVUE DE LITTÉRATURE

La mesure des risques et les solutions à apporter une fois un risque détecté sont des questions ayant fait l'objet de nombreuses études en finance et économie financière. Selon Cieply (2014), les banques disposent de trois garde-fous permettant de minimiser le risque de sélection adverse : la mise en place d'une relation de long-terme, la mise en place de covenants, et/ou une rationalisation des décisions centrées sur des critères essentiellement financiers. Mais, force est de constater qu'aucun des garde-fous précédemment identifiés ne peut être complètement transposable lorsqu'il s'agit d'une foule de prêteurs. L'existence d'une relation de long terme ou la mise en place de covenants sont en effet non pertinents dans le cadre d'un prêt par la foule³. Reste ainsi la rationalisation des décisions autour de critères financiers. Cependant, le manque de culture financière des particuliers est également susceptible de remettre en cause la capacité de la foule à traiter ce type d'information experte (Mild *et al.*, 2015 ; EBA, 2015). En outre, les campagnes de

3. Il est possible de réaliser successivement plusieurs campagnes sur une ou plusieurs plateformes de *crowdfunding*. Néanmoins, la relative nouveauté de ce type de financement ne permet pas d'observer des comportements de « prêteurs en série » (cf. Buttice *et al.*, 2017) avec une grande fréquence.

crowdfunding étant essentiellement menées par des TPE ou microentreprises⁴, elles présentent un risque accru d'asymétrie informationnelle (Degryse et Van Cayseele, 2000). Les prêteurs particuliers sont ainsi d'autant plus susceptibles d'être confrontés à des problèmes de sélection adverse (Belleflamme *et al.*, 2015). Selon Mollick et Nanda (2015), le comportement d'extraction et de traitement de l'information de la foule peut être influencé par la nature des systèmes décisionnels. Dans cette optique, il est nécessaire de mobiliser une littérature plus large que la seule littérature financière, intégrant notamment des recherches en économie ou science de l'information, en management des systèmes d'information et en économie du numérique.

L'économie de l'information (Stigler, 1961) avance que les individus les moins qualifiés présentent un coût marginal de recherche d'information relativement élevé, ce qui peut les conduire à favoriser une information plus accessible. La distinction entre information *hard* et *soft* a été largement développée au sein de la littérature en théorie des organisations et en économie bancaire (Stein, 2002 ; Artis et Cornée, 2016 ; Liberti et Petersen, 2017). L'information *hard* est alors définie comme quantifiable, facilement stockable, standardisée et permettant une extraction indépendante de son usage. À l'inverse, la collecte de l'information *soft* est fortement liée au contexte de l'extraction, son interprétation et à l'usage prévu. Contrairement à l'information *hard*, le preneur de décision ne fait obligatoirement qu'un avec le collecteur d'information. Les automates de prêts

constituent un parfait exemple de délégation de traitement de l'information *hard* jusqu'à la prise de décision.

Pour autant, cette dichotomie traditionnellement évoquée dans le cadre des relations de crédit bancaire doit être complétée lorsque sont en jeu des relations entre prêteurs et emprunteurs non qualifiés. Dans un cadre plus large, Tversky et Kahneman (1974) avancent que la complexité du monde réel impose aux preneurs de décisions d'utiliser des heuristiques simplifiées afin d'établir un diagnostic. Cela implique que la prise de décision repose généralement sur un faible nombre de signaux informationnels, même lorsqu'il en existe un nombre plus conséquent. Selon Shanteau (1992), le nombre de signaux informationnels utilisés ne diffère pas d'un expert à un novice. Ce qui distingue l'expert est le traitement de ces signaux et sa capacité à sélectionner en discriminant l'information la plus pertinente. Dans une étude plus récente, White *et al.* (2009) confirment que les experts notamment en finance, mobilisent différemment l'information, en particulier l'information en ligne, alors que les non-experts ont recours à des heuristiques simplifiées de manière plus pertinente. Ainsi, selon Vedder (2005), l'information peut se subdiviser entre une information qualifiée d'experte et de non-experte. Or, contrairement aux plateformes P2P qui traitent de simples crédits à la consommation accordés à des personnes physiques, la lecture de données comptables sur les plateformes P2B nécessite une plus forte culture financière. L'enjeu fondamental consiste alors à s'interroger sur la capacité

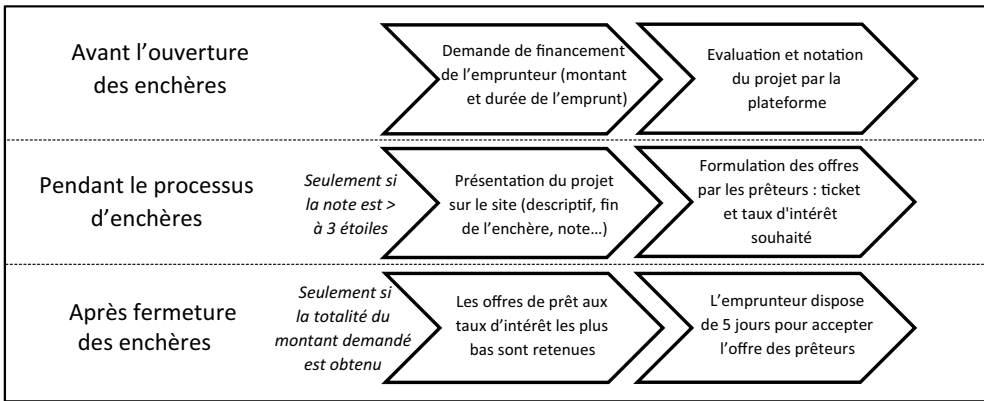
4. Entreprise occupant moins de 10 personnes, et qui a un chiffre d'affaires annuel ou un total de bilan n'excédant pas 2 millions d'euros (définition Insee).

de la foule à mobiliser de l'information *hard* experte classiquement utilisée dans l'univers bancaire afin d'apprécier la solvabilité de l'emprunteur. Ainsi les taux observés peuvent s'écarter des niveaux classiquement déterminés par l'analyse financière et bancaire et qui reposent principalement sur l'évaluation du risque de défaut de l'emprunteur et la durée du crédit (Franks *et al.*, 2016). Mild *et al.* (2015) ont démontré que les prêteurs présents sur les plateformes de *crowdfunding* n'étaient pas substituables au système bancaire en termes d'analyse de risque, et à plus forte raison au sein d'un processus d'enchères (Herzenstein *et al.*, 2011).

Face au risque engendré par l'asymétrie informationnelle, les plateformes de prêt proposent de fournir une notation par projet par le biais d'un comité d'analyse des risques. Elle est utilisée dans un premier temps par la plateforme afin de qualifier les projets jugés aptes à lancer une campagne de levée de fonds. Puis dans un second temps, elle peut être utilisée par les prêteurs, comme signal de la qualité de l'emprunteur et de son projet. Sous cette hypothèse, la plateforme joue ainsi un rôle majeur dans l'appréhension du risque crédit. Les plateformes de prêt par la foule peuvent également intégrer des systèmes d'information de type SIAD (Lebraty, 2006; Gleasure *et Feller*, 2016). Ceux-ci permettent l'automatisation de tout ou partie du processus d'investissement. Le phénomène est assez récent en France : Unilend propose ce type de SIAD à ses utilisateurs avec le système Autolend lancé en 2016. Wesharebonds a également introduit le robot Webot en 2017. La formation du taux d'intérêt va donc éminemment dépendre des systèmes d'information (SI) utilisés lors du processus

d'intermédiation (Franks *et al.*, 2016). Böhme *et Grossklags* (2013) ont analysé l'impact de l'introduction d'une option d'automatisation de trading sur l'usage de l'information par les prêteurs dans le cadre d'une plateforme allemande P2P. Selon leur étude, l'automate a eu pour conséquence de concentrer le principal moteur du processus de décision autour de l'usage d'une information *hard* non experte. La gestion d'actifs financiers pouvant s'avérer très chronophage pour des individus qui ne sont ni experts financiers ni issus du secteur de la finance d'un point de vue professionnel, la foule est ainsi susceptible de déléguer sa prise de décision (Mitchell *et al.*, 2017).

Notre démarche méthodologique est similaire à celle proposée par Dietrich *et Wernli* (2016) sur une plateforme P2P suisse dédiée au financement de prêts entre particuliers. Les auteurs ont analysé empiriquement l'influence de trois groupes de variables à dominante *hard* sur des taux d'intérêt accordés à des particuliers pour les prêts à la consommation. À la différence de leur étude, nous nous intéressons à une plateforme P2B en proposant une classification supplémentaire de l'information utilisée selon qu'elle soit experte/non experte (Vedder, 2005). Notre étude se rapproche également des travaux de Cumming *et Hornuf* (2017) qui proposent de tester l'importance de l'influence de la notation émise par une plateforme de P2B *Lending* (Zencap) sur le choix des prêteurs, du fait de l'incapacité de ces derniers à traiter une information financière sophistiquée. L'étude menée par Franks *et al.* (2016) présente également des points communs avec la présente étude, puisque la plateforme P2B étudiée, Funding Circle, intègre un

Figure 1 – Chronologie d'une campagne de financement sur Unilend

mécanisme d'enchères inversées et un algorithme d'automatisation des placements. La différence majeure réside dans le fait que la foule ici concernée n'est composée que d'investisseurs sophistiqués aptes à traiter de l'information experte. Selon cette étude, les taux d'intérêts fixés par enchères se révèlent être d'excellents proxys des taux de défaut des emprunteurs.

II – TERRAIN DE L'ÉTUDE

Sur le marché du *crowdfunding* français, il est possible de dénombrer en 2018 une quinzaine de plateformes de prêts aux PME/TPE actives⁵. La plateforme Unilend est spécialisée dans les prêts aux petites et moyennes entreprises. Les personnes morales ont la possibilité de s'enregistrer en tant que prêteurs, mais la très grande majorité des prêteurs actifs sont des particuliers. La nature des projets financés n'est pas limitée à l'exception de l'achat de biens immobiliers ou du rachat de prêts : les projets peuvent être aussi bien adossés à l'achat ou

au renouvellement d'actifs de production, qu'à l'alimentation simple du besoin en fonds de roulement ou de la trésorerie.

La chronologie typique d'une campagne de financement est résumée dans la *figure 1*. Les emprunteurs potentiels déposent une demande de financement auprès de la plateforme (à partir de 10 000 € et jusqu'à 500 000 € sur une durée comprise entre 3 mois et 60 mois). Ces entreprises doivent obligatoirement justifier de trois années d'existence excluant *a priori* toute création d'entreprise, à l'exception des ouvertures ou reprises de franchise. Pour chaque emprunteur, Unilend procède à une évaluation du projet. La notation est présentée sous forme de classement (de 1 à 5). Selon les informations fournies par la plateforme, ce classement est issu de l'examen de différents critères répartis selon les pondérations suivantes : 40 % sur la base d'un algorithme propriétaire alimenté par des données quantitatives et qualitatives sur les entreprises, 20 % sur la base des données financières de l'emprunteur, 20 % sur

5. Le site crowdfunding.fr édite tous les mois un « baromètre du crowdfunding entreprises » réalisé à partir des données issues de 17 plateformes P2B françaises.

données sectorielles et 20 % sur l'appréciation de l'équipe dirigeante et de la qualité de gestion de l'entreprise. Seules les entreprises ayant obtenu une note supérieure ou égale à 3 sont autorisées à proposer leur projet à la communauté des prêteurs. La notation correspond aux caractéristiques de l'information *hard* au sens de [Liberti et Petersen \(2017\)](#). Mais elle repose sur des éléments tant quantitatifs que qualitatifs, et est formulée « à dire d'expert », ce qui implique un jugement et une extraction de l'information propre à son émetteur. En ce sens, la classification *hard/soft* de la notation est difficilement adaptable à la notation Unilend. Néanmoins, elle correspond à une simplification d'un ensemble informationnel expert sous la forme d'un signal non expert facilement et rapidement interprétable. Lorsque le projet est sélectionné à l'issue de cette première étape, ce dernier est affiché sur le site et accompagné d'une description ainsi que de la date de fin de la campagne.

Sur cette page, le projet (nature, finalité) est détaillé à la fois sur le plan quantitatif (montant demandé) et qualitatif (actifs/objectifs ciblés avec leur potentialité). Le prêteur a accès à quelques données financières synthétiques, essentiellement liées aux principaux postes du compte de résultat et du bilan. Ces éléments lui permettent, en fonction de ses compétences, de procéder à quelques calculs d'analyse financière. Ces éléments comptables relèvent explicitement d'une catégorisation *hard* de l'information et d'une nécessaire expertise dans le domaine de l'analyse financière.

Les prêteurs ont ainsi le choix entre les différents projets. La mise initiale (ticket) est de 20 euros. La souscription s'effectue sur la base d'un système d'enchères :

au cours de la période de souscription, chaque prêteur propose le montant du ticket ainsi que le taux d'intérêt souhaité. À tout moment, un prêteur peut actualiser sa proposition afin que celle-ci reste concurrentielle. Au terme de la période de souscription, l'emprunteur sélectionne les meilleures propositions jusqu'à obtention de l'enveloppe demandée. Les montants finalement collectés ne peuvent excéder la demande initiale. L'emprunteur dispose alors de cinq jours pour accepter ou refuser les offres de prêt. Par ailleurs, si le montant demandé n'est pas atteint, l'offre de souscription est annulée par la plateforme. Une fois cette procédure achevée, le prêteur reçoit tous les mois les intérêts et le remboursement du capital prêté. Les prêts sont amortissables et remboursés mensuellement sur la base du taux déterminé. Depuis avril 2016, Unilend a mis en place une nouvelle fonctionnalité (optionnelle) appelée *Autolend*. En l'activant, les prêteurs peuvent automatiser leurs offres de prêt en fonction de critères prédéfinis : le montant à prêter par projet et le taux minimum souhaité (mode simple). Ils peuvent aussi choisir des taux d'intérêt différents selon la durée du prêt et la notation d'Unilend (mode avancé). Il s'agit donc d'un SIAD dont l'objectif est d'aider la foule dans la définition de sa stratégie d'enchères, puis d'automatiser cette stratégie.

III – DONNÉES COLLECTÉES ET DESIGN DE LA RECHERCHE

Nous avons répertorié l'ensemble des informations susceptibles d'être utilisées par les prêteurs sur Unilend en classant chaque information selon la présence

Tableau 1 – Typologie des variables explicatives et influence attendue sur le taux d'intérêt moyen

Variable	Abréviation	Typologie de l'information	Influence attendue sur le taux d'intérêt
Capital emprunté (milliers euros)	<i>capital_fi_k</i>	Non experte	Positive
Durée de remboursement (mois)	<i>duree</i>	Non experte	Positive
Nombre de prêteurs	<i>nbpreteurs</i>	Non experte – disponible <i>ex post</i>	Négative
Note du projet Unilend	<i>noteUnilend</i>	Non experte	Négative
Dernier chiffre d'affaires connu (millions d'euros)	<i>ca_annref</i>	Non experte	Négative
Durée de l'enchère (jours)	<i>duree_ench</i>	Non experte – disponible <i>ex post</i>	Indéterminée
Capacité de remboursement	<i>caparemb</i>	Experte	Positif
Ratio d'équilibre financier	<i>equifi</i>	Experte	Négatif
Ratio de marge d'exploitation	<i>rentabeco</i>	Experte	Négatif
Ratio entre la CAF de l'entreprise et la moyenne d'un échantillon d'entreprises du même secteur	<i>ecartmoy_caf</i>	Experte	Négatif
Ratio entre la marge d'exploitation de l'entreprise et la moyenne d'un	<i>ecartmoy_roce</i>	Experte	Négatif

requis ou non d'un certain niveau d'expertise pour son traitement.

Le [tableau 1](#) permet de décrire les variables ainsi classées, et de résumer le signe attendu de la corrélation avec le niveau du taux

d'intérêt. Nous avons collecté les informations relatives à la campagne : durée de l'enchère⁶ et attractivité (nombre de prêteurs). Notons cependant que celles-ci ne sont disponibles qu'une fois achevé le

6. L'emprunteur a la possibilité d'arrêter le processus d'enchère quand le taux d'intérêt obtenu lui convient. Par conséquent, la durée de l'enchère réelle (et récoltée) n'est pas toujours celle annoncée par le prêteur au début de l'enchère et qui pourrait influencer sur le comportement du prêteur.

processus d'enchères. Celles-ci ne sont donc pas utilisées par les prêteurs. Nous avons également ajouté un ensemble de variables qualifiées d'expertes car elles sont calculées et nécessitent également une culture financière pour interprétation. Les analystes financiers mobilisent plusieurs types de ratios afin de fonder leur diagnostic. Nous avons sélectionné différentes combinaisons de trois ratios couramment utilisés dans le milieu bancaire (Insee, 1970 ; Chanel-Reynaud, 2001), afin de représenter les trois dimensions classiques de l'analyse financière (rentabilité, solvabilité, autonomie financière)⁷. La marge d'exploitation se calcule en rapportant le résultat d'exploitation au chiffre d'affaires. L'équilibre financier représente le fonds de roulement de l'entreprise (ressources stables/emplois stables) et la capacité de remboursement est le rapport entre les dettes financières et la capacité d'autofinancement (CAF). En termes de données sectorielles, nous avons enfin sélectionné *via* la base de données Diane des échantillons d'entreprises similaires permettant de comparer la rentabilité économique et la capacité d'autofinancement de l'entreprise cible avec celles d'entreprises similaires⁸.

IV – RÉSULTATS

Le [tableau 2](#) présente l'ensemble des statistiques descriptives en distinguant selon la présence ou l'absence d'Autolend.

Ces statistiques semblent indiquer une modification du comportement des prêteurs et des emprunteurs suite à l'introduction d'Autolend. On peut en effet constater qu'en moyenne, l'introduction d'Autolend est associée à une division par trois de la durée de l'enchère. Depuis l'introduction d'Autolend, un projet sur deux est financé quasi instantanément (« une seconde » selon le site). Par conséquent, si le nombre de prêteurs ayant recours à Autolend est suffisamment important, il semble désormais moins utile pour les emprunteurs de proposer de longues périodes de souscriptions. En outre, le nombre moyen de prêteurs a quasiment doublé passant de 427,25 à 844,56 prêteurs. Avec un système d'enchères « manuel », les prêteurs désireux d'obtenir le meilleur taux d'intérêt doivent enchérir durant les toutes dernières minutes de la période de souscription. Avec l'automatisation des enchères, cette contrainte de temps disparaît et permet donc à davantage de prêteurs de se positionner. Enfin, les taux d'intérêt observés en présence d'Autolend semblent inférieurs à ceux observés en son absence : 8,29 % en moyenne en l'absence d'Autolend contre 6,68 % en présence d'Autolend⁹.

Le [tableau 3](#) présente les résultats de l'analyse économétrique des déterminants du niveau du taux d'intérêt (le taux d'intérêt étant mesuré en points de pourcentage). Différentes estimations sont présentées. Les colonnes indexées (a) présentent pour

7. Nous avons effectué des analyses complémentaires en modifiant le ratio utilisé dans une ou plusieurs dimensions. L'ensemble de ces tests mène à des conclusions qualitativement similaires (cf. section IV).

8. Échantillon de 20 entreprises par classification d'activité NAF Révision 2. Nous avons utilisé la référence du chiffre d'affaires afin de sélectionner des entreprises de taille similaire.

9. Un test de différence de moyenne sur les deux échantillons confirme cela. La statistique *t* obtenue est de $t = 9,8307$ en supposant que les deux échantillons sont de variance égales ($t = 9,7555$ en supposant que les variances peuvent différer entre les échantillons). Néanmoins, ces tests ne permettent pas de prendre en compte l'influence d'autres facteurs potentiellement explicatifs ce que permet une analyse *ceteris paribus*.

MÉTHODOLOGIE

L'analyse économétrique s'appuie sur une base de données originale regroupant jusqu'à 357 projets ayant fait l'objet d'une campagne de financement sur Unilend entre le 6 décembre 2013 et le 12 juin 2017. La répartition de ces 357 projets sur les 4 années de la période de collecte est la suivante : 3 pour le mois de décembre 2013, 83 pour l'année 2014, 119 pour 2015, 113 pour 2016 dont 74 en présence d'Autolend (celui-ci ayant été introduit le 16 avril 2016) et 39 de janvier à juin 2017. Nous obtenons ainsi 113 projets sur 357 pour lesquels le SIAD Autolend a pu être activé.

Nous avons alors collecté : les observations liées aux caractéristiques de l'emprunt (Unilend et Crowdlending.fr), celles liées aux données financières de l'emprunteur, et celles liées aux données financières du secteur (base de données Diane). Pour le traitement économétrique, nous excluons les entreprises absentes de la base Diane, celles qui ont finalement refusé les offres de prêt, ainsi que les projets qui n'ont pas obtenu un financement intégral ou qui ont été finalement refusés. Nous obtenons ainsi une base complète de 204 projets (dont 48 avec Autolend). En utilisant la méthode des moindres carrés ordinaires, la relation testée, dans sa version la plus complète, est la suivante :

$$\begin{aligned} \text{Taux d'intérêt moyen} = p_{\text{tauximoy}} = & \text{constante} + \alpha_1 * \text{capital_fi_k} + \alpha_2 * \\ & \text{duree} + \alpha'_2 * \text{duree}^2 + \alpha_3 * \text{nbpreteurs} + \alpha_4 * \text{noteUnilend} + \alpha_5 * \\ & \text{ca_annref} + \alpha_6 * \text{duree_ench} + \alpha'_6 * d \end{aligned}$$

Afin de mesurer l'influence de l'intégration d'Autolend dans la formation des taux d'intérêt, nous contrastons en première analyse, deux sous-échantillons constitués respectivement de 156 projets (modèles *b*, cf. *supra*) et 48 projets (modèle *c*, cf. *supra*).

information les estimations relatives à l'ensemble de l'échantillon. Les colonnes indexées (*b*) (respectivement *c*) présentent les estimations relatives aux sous-échantillons antérieurs (respectivement postérieurs) à l'introduction d'Autolend. Nous proposons ici deux analyses pour mesurer la robustesse des résultats. Tout d'abord, nous contrastons dans chaque cas l'estimation en incluant ou omettant la variable *noteUnilend* (estimations *a* vs. *a'*, *b* vs. *b'*, *c* vs. *c'*). Nous procédons ainsi car la notation proposée par la plateforme est susceptible

d'être corrélée à certaines variables financières puisque la plateforme annonce qu'une partie de sa notation repose sur des critères financiers. Par ailleurs, l'échantillon post-introduction d'Autolend étant de faible taille, nous proposons (colonnes *c2* et *c2'*) une estimation de type *bootstrap* à la Efron (1979) afin d'améliorer la qualité des écarts-types associés aux coefficients estimés (cf. également Flachaire, 2000). Nous commentons dans un premier temps l'effet de l'introduction d'Autolend en comparant les colonnes (*b*) et (*c1*).

Tableau 2 – Statistiques descriptives¹

Variable ²	Echantillon sans Autolend					Echantillon avec Autolend				
	Obs	Moyenne	Écart-type	Min	Max	Obs	Moyenne	Ecart-type	Min	Max
<i>ptauximoy *</i>	244	8,29	1,40	4	9,9	113	6,68	1,38	4	9,3
<i>capital_fi_k</i>	244	78,78	56,91	10	400	113	74,66	68,86	10	300
<i>duree *</i>	244	43,54	12,74	6	60	113	36,29	16,94	6	60
<i>nbpreteurs **</i>	235	427,25	270,7	98	1867	104	844,58	595,1	141	2955
<i>noteUnilend</i>	243	3,38	0,48	3	4,5	113	3,32	0,36	3	4,5
<i>ca_annref *</i>	244	1,96	5,96	0	83,53	113	1,21	1,69	0	13,22
<i>duree_ench *</i>	233	12,08	7,42	2	45	108	3,94	5,52	1	28
<i>caparemb</i>	167	2,93	5,14	-14,6	46,23	54	5,25	9,88	0	66,45
<i>equifi</i>	167	3,91	17,70	0,50	221,7	54	2,841	2,391	0,86	13,27
<i>rentabeco *</i>	168	11,74	11,21	-9,1	72,22	54	7,43	12,74	-72,34	28,86
<i>ecartmoy_caf **</i>	162	1,29	6,74	-65,9	38	53	4,19	8,77	-9,37	27,85
<i>ecartmoy_roce</i>	163	1,19	4,23	-29,6	27,1	53	2	3,07	-3,85	8,98

1. L'effectif varie selon la variable étudiée en raison des données manquantes propres à certaines sources d'information (Unilend, Diane).

2. Nous avons effectué un test de différence de moyenne (à variances inégales) pour chacune des variables de l'échantillon. Lorsqu'une variable est suivie de « * », le résultat de ce test indique que la différence de moyenne (après – avant l'introduction d'Autolend) est significativement négative au seuil de 10 %. Lorsqu'une variable est suivie de « ** », le résultat de ce test indique que la différence de moyenne (après – avant l'introduction d'Autolend) est significativement positive au seuil de 5 %.

Tableau 3 – Analyse des déterminants du taux d'intérêt moyen

	Ensemble de l'échantillon		Échantillon pré-introduction Autolend		Échantillon post-introduction Autolend		Échantillon post-introduction Autolend Bootstrap (100 réplifications)	
	(a) <i>ptauximoy</i>	(a') <i>ptauximoy</i>	(b) <i>ptauximoy</i>	(b') <i>ptauximoy</i>	(c1) <i>ptauximoy</i>	(c1') <i>ptauximoy</i>	(c2) <i>ptauximoy</i>	(c2') <i>ptauximoy</i>
<i>capital_fi_k</i>	0,0129*** (0,00300)	0,0121*** (0,00306)	0,0152*** (0,00310)	0,0148*** (0,00317)	0,0155 (0,0103)	0,00517 (0,00987)	0,0148*** (0,00338)	0,0155 (0,0191)
<i>duree</i>	0,139*** (0,0235)	0,151*** (0,0238)	0,193*** (0,0354)	0,207*** (0,0360)	0,0590 (0,0435)	0,0794 (0,0452)	0,207*** (0,0288)	0,0590 (0,0508)
<i>duree²</i>	-0,00114*** (0,000295)	-0,00129*** (0,000298)	-0,00182*** (0,000418)	-0,00197*** (0,000425)	-0,000210 (0,000610)	-0,000442 (0,000639)	-0,00197*** (0,000357)	-0,000210 (0,000748)
<i>nbpreteurs</i>	-0,00117*** (0,000282)	-0,00116*** (0,000288)	-0,00128** (0,000468)	-0,00125* (0,000480)	0,000461 (0,000729)	0,000866 (0,000751)	-0,00125* (0,000499)	0,000461 (0,00173)
<i>ca_annref</i>	-0,0225 (0,0249)	-0,0240 (0,0255)	-0,0267 (0,0265)	-0,0291 (0,0272)	-0,0823 (0,0757)	-0,0595 (0,0797)	-0,0291 (0,0200)	-0,0823 (0,181)
<i>duree_ench</i>	0,162*** (0,0285)	0,148*** (0,0288)	0,138*** (0,0372)	0,119** (0,0376)	-0,0542 (0,108)	-0,0368 (0,114)	0,119* (0,0530)	-0,0542 (0,144)
<i>duree_ench²</i>	-0,00416*** (0,000814)	-0,00379*** (0,000825)	-0,00368*** (0,000968)	-0,00325*** (0,000980)	-0,00270 (0,00342)	-0,00115 (0,00356)	-0,00325* (0,00156)	-0,00270 (0,00625)
<i>caparemb</i>	-0,00597 (0,0113)	-0,00307 (0,0115)	-0,00481 (0,0149)	0,00130 (0,0151)	-0,0452 (0,0247)	-0,0405 (0,0261)	0,00130 (0,0166)	-0,0452 (0,0429)

Tableau 3 – (suite)

	Ensemble de l'échantillon		Échantillon pré-introduction Autolend		Échantillon post-introduction Autolend		Échantillon post-introduction Autolend Bootstrap (100 répliques)	
	(a) <i>ptauximoy</i>	(a') <i>ptauximoy</i>	(b) <i>ptauximoy</i>	(b') <i>ptauximoy</i>	(c1) <i>ptauximoy</i>	(c1') <i>ptauximoy</i>	(c2) <i>ptauximoy</i>	(c2') <i>ptauximoy</i>
<i>equifi</i>	-0,000205 (0,00426)	-0,00124 (0,00435)	-0,000686 (0,00408)	-0,00160 (0,00418)	-0,00519 (0,0627)	-0,0233 (0,0660)	-0,00160 (0,00952)	-0,00519 (0,0955)
<i>rentabeco</i>	-0,000728 (0,00619)	-0,00170 (0,00633)	0,00133 (0,00658)	-0,0000868 (0,00673)	-0,0219 (0,0186)	-0,0259 (0,0197)	-0,0000868 (0,00531)	-0,0219 (0,0282)
<i>ecartmoy_caf</i>	0,0130 (0,0100)	0,0102 (0,0102)	0,0104 (0,0111)	0,00881 (0,0114)	0,0180 (0,0329)	0,00720 (0,0346)	0,00881 (0,0139)	0,0180 (0,0550)
<i>ecartmoy_roce</i>	-0,00103 (0,0185)	-0,00535 (0,0188)	-0,00157 (0,0185)	-0,00523 (0,0189)	0,0233 (0,0781)	0,0222 (0,0829)	-0,00523 (0,0278)	0,0233 (0,175)
<i>noteUnilend</i>	-0,509 ^{**} (0,160)		-0,469^{**} (0,162)		-1,159[*] (0,499)			-1,159 [*] (0,560)
Constante	4,657 ^{***} (0,737)	2,872 ^{***} (0,491)	3,669^{***} (0,956)	1,981 [*] (0,778)	7,570^{***} (1,842)	3,710 ^{***} (0,845)	1,981 ^{***} (0,566)	7,570 ^{***} (2,012)
N	204	204	156	156	48	48	156	48
R ²	0,678	0,660	0,589	0,565	0,734	0,692	0,565	0,734
R ² ajusté	0,656	0,639	0,551	0,528	0,632	0,586	0,528	0,632

Écart-type de l'erreur entre parenthèses ; seuil de précision p : * <0,05, ** <0,01, *** <0,001

1. Les déterminants du taux d'intérêt avant l'introduction d'Autolend

En considérant l'échantillon pré-Autolend (colonne *b*), nous pouvons relever, dans un premier temps, que les variables relatives aux caractéristiques objectives du projet présentent toutes le signe attendu. Une augmentation de la durée de l'emprunt (qui peut aller jusqu'à 60 mois) se traduit par une augmentation du taux d'intérêt obtenu. La significativité du coefficient de *duree*² montre que cet effet n'est pas linéaire, en cohérence avec les courbes de taux traditionnellement observées sur les marchés financiers. Par ailleurs, le montant du capital emprunté (variable *capital_fi_k*) a un impact positif sur le taux d'intérêt. Les variables décrivant les modalités de la campagne de *crowdfunding* présentent des signes moins prévisibles. D'un côté, une augmentation de la durée de l'enchère (variable *duree_ench*) ou du nombre de prêteurs (variable *nbpreteurs*) peut se traduire par une plus forte concurrence entre prêteurs et une diminution du taux d'intérêt. D'un autre côté, l'annonce d'une échéance plus lointaine peut décourager certains investisseurs. Nos résultats montrent un effet non linéaire (croissant puis décroissant). Il faut cependant émettre des réserves sur cette relation dans la mesure où nous ne pouvons ici observer ni le nombre *total* d'enchérisseurs (incluant les enchérisseurs dont les offres sont retenues et ceux dont les offres ne sont pas retenues car relativement trop élevées), ni le ticket moyen engagé par ces enchérisseurs. Nous observons aussi la durée réelle de l'enchère et non la durée maximale de l'enchère telle qu'elle est annoncée aux prêteurs. C'est pourquoi nous mobilisons ces variables ici comme variables de contrôle.

La notation (*noteUnilend*) proposée par la plateforme présente les effets attendus, une meilleure notation se traduisant par un taux d'intérêt plus faible. Cet effet est assez important puisqu'un point supplémentaire (sur une échelle théorique allant de 3 à 5 étoiles) se traduit en moyenne par une diminution de 0,46 point de pourcentage du taux d'intérêt. Nous constatons ensuite qu'aucun des ratios d'analyse financière, qu'il soit relatif à l'entreprise même (variables *caparemb*, *equifi* et *rentabeco*) ou à son secteur d'appartenance (variables *ecartmoy_caf* et *ecartmoy_roce*), n'a d'influence significative sur le taux d'intérêt. Cette absence d'effet est très robuste si l'on se réfère à la colonne (*b'*) (modèle omettant la notation Unilend) qui en démontre la persistance. L'absence d'effet statistiquement significatif de ces variables sur le taux d'intérêt peut être expliquée par quatre facteurs. Premièrement, lorsque ces informations peuvent être calculées à partir de la plateforme (*i.e.* déduites du bilan et du compte de résultat synthétiques affichés sur Unilend), nous pouvons faire l'hypothèse que les investisseurs n'ont pas le temps et/ou les capacités cognitives pour traiter ces informations. Deuxièmement, nous pouvons supposer que les investisseurs délèguent indirectement une partie de leur décision en matière de taux d'intérêt en se reposant principalement sur la notation proposée par Unilend, perçue comme un signal crédible. Troisièmement, nous pouvons également faire l'hypothèse qu'une partie des investisseurs présente des degrés d'aversion au risque relativement faibles et/ou sont attirés par la dimension ludique du mécanisme d'enchères. Quatrièmement, l'hypothèse de comportements grégaires, fréquemment observée sur des marchés

financiers en situation d'incertitude, n'est pas à exclure. Dans cette perspective, [Herzenstein et al. \(2011\)](#) révèlent l'existence de comportements de ce type une fois le montant du capital réalisé sur la plateforme Prosper (P2P *lending*). Sur ce point, il ne nous est pas possible d'aller plus loin sans pouvoir observer l'ensemble des enchères au niveau individuel.

Enfin, nous avons ajouté le chiffre d'affaires de l'année de référence (*ca_annref*, mesurant la taille de l'entreprise) comme variable de contrôle. L'impact de cette variable est ici faiblement significatif d'un point de vue statistique. Un élément d'explication à cela est que l'effet de la taille de l'entreprise ne se manifeste que pour des entreprises de taille plus importante (ETI), les entreprises présentes sur Unilend étant plus homogènes en termes de taille.

2. Analyse de l'effet Autolend

Pour apprécier l'effet de l'introduction d'Autolend, nous contrastons les résultats précédents à ceux obtenus en appliquant la même procédure sur l'échantillon de projets financés en présence d'Autolend (cf. colonne (c1) du [tableau 3](#))¹⁰. Ainsi, nous pouvons constater que suite à l'introduction d'Autolend, la notation Unilend devient la seule variable persistante pour expliquer le taux d'intérêt. Les variables précédemment significatives telles que la durée ou le montant du prêt n'ont ainsi plus d'effet statistiquement significatif. De même, la durée de la campagne de financement et le nombre de

prêteurs ne présentent ici plus d'impact significatif (à un seuil inférieur à 10 %). Il semble ainsi que l'introduction d'Autolend ait impacté certaines variables explicatives et modifie la manière dont se fixent *in fine* les taux d'intérêt. Par ailleurs, le rôle de la notation Unilend suite à l'introduction d'Autolend semble évoluer. D'un côté, le coefficient associé à la notation Unilend a plus que doublé en valeur absolue (-1,159 contre -0,469 précédemment). Ceci suggère que la note Autolend a davantage d'impact sur les taux d'intérêt fixés. D'un autre côté, cet impact est également plus aléatoire eu égard à la moins grande significativité du coefficient (10 % contre 5 % précédemment). En définitive, à travers la fixation du taux d'intérêt, il semble que l'introduction d'Autolend ait fortement altéré les comportements. Ceux-ci semblent moins facilement prédictibles, tout au moins par les variables précédemment mobilisées. Les résultats ont fait l'objet de différents tests de robustesse¹¹. La limite principale des résultats précédemment énoncés est relative à la taille de l'échantillon post-introduction d'Autolend. Cette taille restreinte est inhérente à la récurrence de l'introduction d'Autolend relativement à la date de la présente étude. Les effets observés post-Autolend seront donc amenés à évoluer avec une période d'observation plus étendue.

V – DISCUSSION

Nos résultats vont dans le sens de la littérature mobilisée en mettant en lumière

10. Nous commentons ici les résultats de la régression présentée en (c1). En effet, nous pouvons observer que ni le retrait de la variable *noteUnilend* (cf. c2), ni l'usage d'une procédure *bootstrap* (cf. c'1 et c'2) ne modifie qualitativement le degré de significativité des autres variables.

11. Nous avons notamment investigué la potentielle colinéarité entre la notation Unilend et les variables financières, l'utilisation de variables financières alternatives, la prise en compte des facteurs sectoriels sous forme de ratios et non de différence. Ces analyses sont disponibles auprès des auteurs.

le lien existant entre le niveau de sophistication supposément faible de la foule et de sa probable tendance à opter pour des simplifications heuristiques afin de réduire la complexité de l'information. Le terrain original de notre étude permet en outre d'aller plus loin dans le comportement de traitement et d'extraction de l'information experte, dans la mesure où il combine la sophistication de relations P2B (à la différence du terrain P2P de [Dietrich et Wernli, 2016](#)), la détermination des taux aux enchères (à la différence d'une détermination fixe pour [Cumming et Hornuf, 2017](#)), et des prêteurs non discriminés selon leurs compétences (à la différence de [Franks et al., 2016](#)).

En outre, notre étude permet d'apporter un éclairage nouveau quant à la réflexion réglementaire accompagnant ces nouveaux véhicules de crédit aux TPE/PME en France et la question de l'éducation financière des ménages. Le niveau d'éducation financière de la population française est lui-même jugé très faible en comparaison des pays voisins (*Allianz International Pension Papers 1/2017*¹²). De surcroît, la disparité de l'information comptable des TPE/PME, parfois exemptes d'obligations de produire des états de synthèses complets ou de certification d'une part et bénéficiant d'options de confidentialité d'autre part, peut accentuer les risques d'asymétrie informationnelle. Ceci peut être renforcé par le recours à des techniques « d'habillage des comptes » particulièrement lorsque l'entreprise est en situation de difficulté ([Chalayer Rouchon et al., 2010](#)). À ce titre et conformément aux travaux de [Franks](#)

et al. (2016), la substitution entre les prêteurs et la plateforme dans le traitement de l'information et la tendance des prêteurs aux simplifications heuristiques ne poseraient pas de problème de cohérence dès lors que la notation affiche un taux cohérent de prédication des défauts. Or selon [Belleflamme et al. \(2015\)](#), les plateformes pourraient être incitées à ne pas diffuser toute l'information afin de conserver leur attractivité auprès d'emprunteurs potentiels. Les revenus ne peuvent être dégagés que si les deux groupes d'utilisateurs (prêteurs/emprunteurs) sont attirés simultanément ([Lesur, 2015](#)). Il y a là un arbitrage délicat : celui de la nécessité à la fois d'attirer les projets en volume, mais également d'afficher une sélection drastique afin de diminuer le risque de contrepartie ([Serrano-Cinca et al., 2015](#)). Une extension naturelle à cette étude pourrait ainsi résider dans l'analyse du pouvoir prédictif de la notation sur une plateforme P2B.

CONCLUSION

En analysant les déterminants du taux d'intérêt obtenu à l'issue d'une campagne de financement par la foule, cette contribution propose d'étudier la manière dont des prêteurs non qualifiés mobilisent et traitent l'information financière mise à leur disposition. Nous montrons que les prêteurs paraissent favoriser le traitement d'informations simples, et déléguer celui d'informations plus expertes. En premier lieu, alors que les variables financières de l'entreprise ne présentent aucune significativité en termes d'influence, la note proposée par la

12. Accessible au lien suivant : <https://www.febelfin.be/sites/default/files/InDepth/allianz-international-pensions-financial-literacy-2017-report.pdf>.

plateforme semble au contraire être une information décisive. Cette première constatation suggère que les utilisateurs préfèrent se fier à une information retraitée et consolidée émise par la plateforme plutôt que de consacrer du temps et des ressources cognitives au calcul de ratios. En second lieu, l'intégration d'un algorithme d'automatisation des prêts semble avoir rencontré une adhésion significative de la part des utilisateurs. Le pouvoir explicatif de la notation et du SIAD dans le processus de prêt confirme donc le rôle majeur joué par la fonction de conseiller en investissements participatifs de la plateforme. Ce travail ouvre notamment

vers deux perspectives de recherche. Une première piste se propose d'approfondir les déterminants de la notation effectuée par les plateformes et plus généralement les stratégies de sélection/évaluation du risque des plateformes P2B. La seconde piste concerne plus spécifiquement l'analyse des interactions au sein des communautés et réseaux sociaux de *crowdlenders*. La littérature dédiée aux plateformes P2P souligne en effet l'importance de cette dimension (Lin *et al.*, 2013 ; Zhang et Chen, 2017) et montre que ces échanges d'information permettent une meilleure évaluation du risque¹³.

BIBLIOGRAPHIE

- Agrawal A., Catalini C. et Goldfarb A. (2014). "Some simple economics of crowdfunding", *Innovation Policy and the Economy*, vol. 14, Lerner and Stern, Cambridge, Massachusetts.
- Artis A. et Cornée S. (2016). « Composition, interprétation et mémorisation du savoir idiosyncrasique dans la banque solidaire », *Systèmes d'information & management*, vol. 21, n° 3, p. 93-131.
- Belleflamme P., Omrani N. et Peitz M. (2015). "The economics of crowdfunding platforms", *Information Economics and Policy*, vol. 33, p. 11-28.
- Böhme R. et Grossklags J. (2013). "Trading agent kills market information: Evidence from online social lending", *Web and Internet Economics*, Springer, Berlin.
- Butticè V., Colombo M. et Wright M. (2017). "Serial crowdfunding, social capital, and project success", *Entrepreneurship Theory and Practice*, vol. 41, p. 183-207.
- Cailloux J., Landier A. et Plantin G. (2014). « Crédit aux PME : des mesures ciblées pour des difficultés ciblées », *Notes du conseil d'analyse économique*, vol. 18, n° 8, p. 1-12.
- Chalayer Rouchon S., Perez M. et Teyssier C. (2010). « L'appropriation des outils comptables et financiers par les PME », *De la conception à l'usage: vers un management de l'appropriation des outils de gestion*, Éditions EMS.
- Chanel-Reynaud G. (2001). *La banque et le risque PME*, Éditions Presses Universitaires Lyon.

13. Dans le cas des plateformes P2B en France, le caractère récent de ces communautés n'a pas permis de les introduire dans la présente étude.

- Chantiri-Chaudemanche R. et Kahloul A. (2012). « Les acteurs de la normalisation comptable internationale : une communauté épistémique ? », *Comptabilité - Contrôle - Audit*, vol. 18, n° 1, p. 9-37.
- Chapellier P. (2004). « Internet pour une relation de qualité entre l'expert-comptable et le dirigeant de PE », *Congrès de l'Association Francophone de Comptabilité*, Orléans.
- Cieply S. (2014). « Les banquiers rationnent-ils plus le crédit aux entreprises ? Résultats d'une enquête régionale », *Revue d'économie financière*, vol. 116, n° 4, p. 317-332.
- Cumming D. et Hornuf L. (2017). « Marketplace lending of SMEs », Disponible sur SSRN : <https://ssrn.com/abstract=2894574>
- Degryse H. et Van Cayseele P. (2000). "Relationship lending within a bank-based system: evidence from european small business data", *Journal of Financial Intermediation*, vol. 9, n° 1, p. 90-109.
- Dietrich A. et Wernli R. (2016). "What drives the interest rates in the P2P consumer lending market? Empirical evidence from Switzerland", Disponible sur SSRN : <https://ssrn.com/abstract=2767455>
- Driga I., Nita D. et Dura C. (2010). "Credit risk analysis at the level of an operative branch of the bank", *Economy - Management Series, Faculty of Management, Academy of Economic Studies, Bucharest, Romania*, vol. 13, n° 2, p. 378-439
- EBA (2015). Opinion of the European Banking Authority on Lending-based Crowdfunding, Disponible sur: EBA-Op-2015-03.
- Efron B. (1979). "Bootstrap methods: Another look at the Jackknife", *The Annals of Statistics*, vol. 7, n° 1, p. 1-26.
- Flachaire E. (2000). « Les méthodes du bootstrap dans les modèles de régression », *Économie et Prévision*, vol. 142, p. 183-194.
- Franks J.R., Benigno Serrano-Velarde N.A. et Sussman O. (2016). "Marketplace lending, information aggregation, and liquidity", Disponible sur SSRN : <https://ssrn.com/abstract=2869945>
- Gleasure R. et Feller J. (2016). "Emerging technologies and the democratisation of financial services: A metatriangulation of crowdfunding research", *Information and Organization*, vol. 26, n° 4, p. 101-115.
- Herzenstein M., Dholakia U.M. et Andrews R.L. (2011). "Strategic herding behavior in peer-to-peer loan auctions", *Journal of Interactive Marketing*, vol. 25, n° 1, p. 27-36.
- INSEE (1970). « Comptes et ratios pour l'analyse financière des entreprises », *Economie et statistique*, n° 11, p. 43-52.
- Kremp E. et Sevestre P. (2014). « Le crédit bancaire aux PME en France : d'abord la persistance d'une faible demande », *Les entreprises en France*, Insee Références.
- Lebraty J.F. (2006). « Les systèmes décisionnels », *Encyclopédie de l'informatique et des systèmes d'information*, Vuibert, Paris.

- Lesur N. (2015). « Les défis posés par le crowdfunding », *Revue d'économie financière*, vol. 118, p. 103-112.
- Liberti J.M. et Petersen M. (2017). "Information: Hard and Soft", Working paper, Northwestern University, Chicago IL, Disponible sur : <http://www.kellogg.northwestern.edu/faculty/petersen/htm/papers/hard%20and%20soft%20information.pdf>
- Lin M., Prabhala N. et Viswanathan S. (2013). "Judging borrowers by the company they keep: Friendship networks and information asymmetry in online peer to peer lending", *Management Science*, vol. 59, p. 17-35.
- Mild A., Waitz M. et Wöckl J. (2015). "How low can you go? Overcoming the inability of lenders to set proper interest rates on unsecured peer-to-peer lending markets", *Journal of Business Research*, vol. 68, n° 6, p. 1291-1305.
- Mitchell O., Hammond P. et Utkus S. (2017). *Financial Decision Making and Retirement Security in an Aging World*, Oxford University Press.
- Mollick E. et Nanda R. (2015). "Wisdom or Madness? Comparing crowds with expert evaluation in funding the arts", *Management Science*, vol. 62, n° 6, p. 1533-1553.
- Serrano-Cinca C., Gutiérrez-Nieto B. et López-Palacios L. (2015). "Determinants of default in P2P lending", *PLoS ONE*, vol. 10, n° 10.
- Shanteau J. (1992). "How much information does an expert use? Is it relevant?", *Acta Psychologica*, vol. 81, p. 75-86.
- Stein J.C. (2002). "Information production and capital allocation: Decentralized versus hierarchical firms", *The Journal of Finance*, vol. 57, p. 1891-1921.
- Stigler G. (1961). "The economics of information", *Journal of Political Economy*, vol. 69, n° 3, p. 213-225.
- Stiglitz J. et Weiss A. (1981). "Credit rationing in markets with imperfect information", *The American Economic Review*, vol. 71, n° 3, p. 393-410.
- Tversky A. et Kahneman D. (1974). "Judgment under uncertainty: Heuristics and biases", *Science*, vol. 185, p. 1124-1131.
- Vedder A. (2005). "Expert knowledge for non-experts: Inherent and contextual risks of misinformation", *Journal of Information, Communication and Ethics in Society*, vol. 3, n° 3, p. 113-119.
- White R.W., Dumais S.T. et Teevan J. (2009). "Characterizing the influence of domain expertise on web search behavior", *Proceedings of the second ACM international conference on web search and data mining*, Barcelone, Espagne.
- Zhang K. et Chen X. (2017). "Herding in a P2P lending market: Rational inference or irrational trust?", *Electronic Commerce Research and Applications*, vol. 23, p. 45-53.