

Reward crowdfunding, qui faut-il attirer en début de campagne ?

Une analyse en termes de réseaux de préférences révélées

Résumé :

Dans cet article, nous nous intéressons à l'impact de l'articulation des préférences des premiers contributeurs avec celles des autres utilisateurs sur le succès des campagnes de *reward crowdfunding*. Nous arguons que celles-ci réussissent plus fréquemment et le plus largement lorsque cette articulation prend la forme de connexions localement denses dans le réseau reconstitué à partir des choix de supports passés réalisés. Les porteurs de projet sont à même de mobiliser en présentant un projet attirant au début des individus insérés dans des communautés aux goûts fortement partagés qu'en attirant des individus dont les goûts les placent en situation d'intermédiaires entre communautés. Nous mettons en évidence des éléments empiriques allant dans ce sens à partir de l'étude de 9425 campagnes menées sur la plateforme Ulule entre juillet 2010 et septembre 2014. Nous constatons de plus que l'effet est plus important si l'engagement de ces contributeurs à ce stade de la campagne est lui-même important.

Abstract:

In this study, we consider the impact of the way early backers' preferences interact with those of the platform's users on reward crowdfunding campaign success. We propose that campaign breakeven more frequently and more widely when they involve first backers with connexions locally dense in the network built based on common past support to crowdfunding project. They are abler to motivate people to back the project than if they first interest backers positioned as intermediation between communities. We provide evidences supporting those hypotheses using data from 9425 campaign launch through the French crowdfunding platform Ulule from July 2010 to September 2014. Furthermore, we also show that this effect is more important if these backers provide more funds at the beginning.

Mots clés : réseau, capital social, reward-crowdfunding, premiers contributeurs, préférences révélées, théorie des graphes

Key words: social network, social capital, reward-crowdfunding, early-backers, reveled preferences, graphs theory

Reward crowdfunding, qui faut-il attirer en début de campagne ?

Une analyse en termes de réseaux de préférences révélées

Le *crowdfunding*, ou financement participatif via internet, permet de collecter des ressources financières en échange ou non de contreparties (Belleflamme, Lambert & Schwienbacher, 2014). Il s'agit d'un phénomène encore jeune qui connaît un développement mondial d'envergure¹ avec un volume de fonds levés en 2017 dépassant les 39 milliards de dollars répartis sur près de 5 millions de projets (rapport TAB, 2017). Il connaît également une forte progression en France passant de 167 millions d'euros en 2015 à 336 millions d'euros en 2017². Il existe différentes formes de *crowdfunding* que l'on peut classer en fonction de la nature de ce qui est offert aux contributeurs. On distingue le don, du *reward based crowdfunding*, qui offre une récompense plus ou moins symbolique selon l'importance de la somme apportée, du *lending based crowdfunding*, qui s'articule autour de prêts avec ou sans intérêts, de *equity based crowdfunding*, qui permet à l'investisseur d'entrer directement ou indirectement *via* une holding dans le capital de la *start-up* financée. Dans tous les cas, la plateforme joue un rôle d'intermédiaire entre une demande de financement à l'initiative d'individus entreprenant et une offre proposée par la foule (Bruton, Khavul, Siegel & Wright, 2015).

Les travaux empiriques sur les déterminants de la réussite des opérations de crowdfunding (pour une revue voir Short, Ketchen, McKenny, Allison & Ireland, 2017 et Kuppuswamy & Bayus, 2016) ont notamment mis en évidence l'importance de la proportion de fonds levés au début d'une campagne sur son devenir. Indépendamment de l'importance des sommes sollicitées et

¹ La banque mondiale estime que le marché du crowdfunding dépassera les 300 milliards de dollars en 2025
https://www.infodev.org/infodev-files/wb_crowdfundingreport-v12.pdf

² <http://financeparticipative.org/barometres-crowdfunding/barometre-du-crowdfunding-2017/>

de la durée de la période de collecte, les campagnes qui parviennent dans les premiers jours à lever une fraction plus importante de leur objectifs réussissent plus fréquemment est plus largement (Agrawal, Catalini & Goldfarb, 2014 ; Ordanini, Miceli, Pizzetti & Parasuraman, 2011). On ne sait cependant que peu de choses sur ce qui crée cette dynamique. A notre connaissance, seul Colombo, Franzoni & Rossi-Lamastra (2015) propose un élément de réponse : la mobilisation par les porteurs de projets de leur capital social interne à la plateforme. Ils relèvent que les projets portés par des individus ayant par le passé soutenus d'autres levées de fonds bénéficient d'une vitesse de collecte en début de campagne plus rapide, ce qui facilite leur réussite. Ils interprètent ce constat comme le fruit d'actions de réciprocité des porteurs précédemment soutenus que le porteur actuel réussit à susciter. Poursuivant sur cette même idée, Buttice, Colombo & Wright (2017) mettent en évidence que les individus proposant de multiples campagnes au fil du temps réussissent également plus fréquemment à condition que le temps entre deux campagnes ne soit pas trop long.

Dans cet article, nous proposons d'aborder le phénomène sous un angle nouveau, axé sur la façon dont les caractéristiques des projets s'articulent avec les goûts des contributeurs. L'objectif étant de répondre à la problématique suivante : Quels sont les premiers contributeurs pouvant être mobilisés en début de campagne de telle sorte à accélérer le processus de levée de fonds afin de l'amener à sa réussite et ce, largement ? En partant des choix de soutiens réalisés antérieurement par les utilisateurs de la plateforme, nous constituons une image de l'enchevêtrement de leurs préférences ainsi révélées. Pour ce faire, nous mobilisons les outils de la théorie des graphes (Jackson, 2008). Ceux-ci permettent d'appréhender de manière synthétique, au travers d'indicateurs topologiques, la forme complexe que leur articulation peut prendre. Nous utilisons alors comme prédicteurs de la réussite des campagnes des mesures de la position au sein de ce réseau, composées des entrelacs de choix des contributeurs intervenants

sur la période considérée comme le début de la levée de fonds. Cela nous permet de dégager une forme type d'interactions entre les préférences de ses précurseurs et celles de l'ensemble des utilisateurs, à la fois pour les campagnes qui réussissent et pour celles qui échouent. Des oppositions paraissent clairement. Les campagnes réussies attirent en premier lieu des individus insérés au sein de formations importantes à la connexion dense et donc aux préférences fortement partagées localement, tandis que les campagnes qui échouent attirent en premier lieu des individus dans une situation d'intermédiaire dont les préférences sont moins clivantes, ce qui leur permet de faire la jonction entre des groupes plus homogènes.

Nos investigations sont réalisées à partir de données issues de la plateforme de *reward crowdfunding* Ulule dont le modèle est basé sur le « *All or nothing* »³. Nous en avons extrait une information détaillée concernant 9425 campagnes débutées entre juillet 2010 et septembre 2014. Celle-ci nous a permis de reconstituer chaque mois le réseau des affinités communes des contributeurs en nous basant pour l'établissement de liens sur le fait d'avoir soutenu dans les mois passés (jusqu'à 9 mois d'antériorité) au moins une campagne en commun. Nous mettons en évidence que le fait d'attirer en début de campagne des contributeurs dont le nombre de liens (le degré) ainsi que leur transitivité (le clustering) au sein du réseau est plus important augmente la probabilité de réussite. Par contre, le fait d'attirer sur cette période des contributeurs jouant de manière plus marquée le rôle d'intermédiaire au sein du réseau (la betweenness) notamment avec des individus centraux (le eigenvector centrality) réduit la probabilité de réussite.

Nos résultats apportent à la littérature sur le crowdfunding de trois manières. Tout d'abord, ils permettent l'appréhension des résultats passés sous un nouveau jour. La prime aux porteurs de

³ Autrement-dit, si l'objectif de montant fixé en début de campagne est atteint reçoivent les fonds collectés, sinon les fonds sont remboursés aux contributeurs.

projets ayant contribué et/ou présenté par le passé à d'autres campagnes (Colombo *et al.*, 2015, Buttice *et al.*, 2017) peut être expliquée par une connaissance poussée des préférences des communautés cibles et donc par la capacité du porteur à satisfaire ces dernières dans le design de la campagne. Cette adaptation lui permet alors d'en attirer des membres représentatifs dès le début. Cette explication diffère légèrement de celle basée sur la mobilisation du capital social interne au sein de la plateforme dans la mesure où elle n'implique pas une intégration du porteur au sein de la communauté susceptible d'être intéressé à la réalisation de son projet. Nos résultats permettent également de mieux comprendre le mode de fonctionnement du marché du *reward crowdfunding* sur lequel les appariements entre offre et demande se font, non pas sur la base de caractéristiques standardisées de projets susceptibles de plaire au plus grand nombre, mais autour de spécificités marquées à même de mobiliser une communauté d'individus restreinte. Il semble que la plateforme étudiée soit une agrégation de niches fortement différenciées et non un marché de masse. Notre troisième apport est méthodologique. La construction du réseau de préférences communes aux utilisateurs de la plateforme et sa mobilisation autour d'indicateurs synthétiques ouvre à la mise en place de systèmes de recommandations basés sur les choix réalisés par les individus identifiés comme partageant des préférences communes. Cela permet de rendre la demande de financement plus lisible et de mieux l'adapter à l'offre, limitant ainsi les problèmes de congestion que peuvent connaître ce type de marché en croissance rapide.

Le reste du texte est organisé comme suit. Dans la première section, nous passons en revue la littérature et développons nos hypothèses. Dans la seconde, nous présentons les données à partir desquelles les tests sont réalisés et nous détaillons la méthodologie. Dans la troisième, nous présentons et discutons nos résultats ainsi que leurs implications managériales. Nous concluons dans la quatrième.

1. Littérature et hypothèses

1.1. Le reward crowdfunding : un marché d'appariement ?

Les travaux empiriques sur le *reward crowdfunding* mettent en avant la nature particulière des motivations des contributeurs. Celles-ci s'éloignent de la simple dimension économique pour se rapprocher d'une dimension communautaire permettant, dans un contexte de fortes incertitudes quant aux prestations potentiellement rendues comme l'est internet, de générer la confiance a priori nécessaire à la transaction (Arrow, 1974 ; Subirana & Carvajal, 2000). Les travaux d'économie expérimentale inspirés de la psychologie ont permis de dégager un certain nombre de conditions dans lesquelles les échanges peuvent s'établir sur la base des seuls mécanismes de la confiance (Berg, Dickhaut & McCabe, 1995 ; Bohnet & Croson, 2004). On trouve parmi eux la présence de valeurs partagées issues notamment de l'appartenance commune à un groupe. C'est ce que mettent, par exemple, en évidence Greenberg et Mollick (2017) dans le cadre d'une expérience en laboratoire conduite auprès d'étudiants américains. Ils montrent que les contributeurs vont plus facilement appuyer les porteurs de projets qui leur ressemblent. Leurs choix sont le signe d'une forme d'homophilie. Le schéma est particulièrement marqué lorsqu'il s'agit des femmes. Celles-ci soutiennent plus fréquemment les projets portés par des femmes que par des hommes.

Les interactions entre les porteurs de la campagne et les utilisateurs actuels et potentiels permettent la communication d'informations à la fois sur l'avancée de la collecte et sur l'avancement du projet financé. Cela autorise la mise en place d'une forme de surveillance à même de rassurer, mais aussi permet d'engager les contributeurs dans un processus de participation à la réalisation finale de l'objet de la campagne. Bœuf, Darveau & Legoux (2014) en étudiant les projets théâtraux financés *via* KickStarter en 2011, montrent que les campagnes qui réussissent sont celles qui initient un processus de création commune entre le porteur et ses

soutiens. Ils montrent également que se constitue sur la plateforme un réseau de soutiens artistiques et financiers qui se fonde sur des relations de réciprocité au sein de la communauté des porteurs de projets de même type. Belleflamme, Lambert & Schwienbacher (2014), dans une étude théorique, montrent que, lorsque la campagne prend la forme d'une prévente, elle doit, pour réussir, impliquer les contributeurs dans le projet en leur donnant le sentiment d'appartenir à une communauté de consommateurs/acteurs privilégiés. Cela se traduit notamment par un échange régulier d'informations entre le porteur et la communauté qui assure *in fine* en partie sa promotion du produit en prévente lors de son lancement.

Cette dimension personnelle et communautaire du *reward crowdfunding* l'éloigne du fonctionnement d'un marché classique dans lequel les produits présentent des caractéristiques standardisées et où la concurrence peu s'établir sur le prix et/ou la qualité. Elle le rapproche du mode de fonctionnement des marchés d'appariement où offreurs et demandeurs sur la base d'éléments plus personnels échangent en fonction d'une articulation de préférences complexes (voir Roth & Sotomayor, 1992 ; De Larquier, 1997, pour une revue du mode de fonctionnement de ces marchés). Par ailleurs, compte tenu de la nature des éléments échangés, à savoir les contreparties aux contributions, l'appariement ne peut pas se faire que sur une base expérientielle permettant le retour en arrière en cas de mauvais appariement, mais sur la base d'une inspection a priori de ce qui est offert (Nelson, 1970). Cela implique des coûts de recherche et de sélection des campagnes de la part des contributeurs potentiels qui peuvent empêcher le marché de s'équilibrer de manière efficace, d'autant que celui-ci est dense. Autrement-dit la quantité d'offres importantes peut amener à l'émergence de problèmes de congestion grevant le nombre de transactions réalisé (Halabura, Piskorski & Yildirim, 2017). Il est donc crucial d'accompagner le développement de la plateforme de systèmes permettant d'orienter l'offre vers les utilisateurs potentiellement intéressés et pour cela il faut qu'elle soit

capable de comprendre les préférences individuelles de ces derniers.

A défaut, les interactions sociales des porteurs de projet et le « bouche à oreille électronique » sont les seuls mécanismes qui permettent de lever partiellement la difficulté. De nombreux travaux ont ainsi mis en évidence l'importance de la mobilisation du premier cercle de l'individu pour la réussite des campagnes (Agrawal, Catalini & Golfard, 2014 et 2015), de ses contacts internet (Ordanini, Miceli, Pizzetti & Parasuraman, 2011 ; Mollick, 2014) et plus généralement de son capital social (Zheng, Li, Wu & Xu, 2014). La conséquence de ceci se retrouve au niveau de l'impact de la répartition des contributions dans le temps sur le résultat final. Ainsi, il apparaît important de lever une proportion importante de l'objectif de collecte visé en début de campagne afin d'enclencher une dynamique conduisant à la réussite (Ordanini, Miceli, Pizzetti & Parasuraman, 2011 ; Agrawal, Catalini & Golfard, 2015). Colombo, Franzoni & Rossi-Lamastra (2015) attribuent ce fait à la création de liens de réciprocités sur la plateforme du fait de soutiens passés du porteur à d'autres campagnes qui trouvent l'occasion de s'activer tôt dans le processus de collecte de fonds. Kuppuswamy & Bayus (2017) montrent que les contributions ont plus de probabilité de se matérialiser quand elles sont susceptibles d'affecter le résultat final, lorsque l'on se rapproche de l'objectif. Une fois l'objectif atteint cette probabilité diminue. Il est aussi important de se rapprocher rapidement de celui-ci dès le début de campagne afin d'assurer la mise en place de ce mécanisme.

2.2. Mobiliser en début de campagne

Pour appréhender les centres d'intérêt des contributeurs potentiels, nous nous référons à la théorie des préférences révélées. Cette approche classique, élaborée à l'origine par Samuelson (1948) puis opérationnalisée par Afriat (1967), a fait l'objet de nombreux développements (pour une revue voir Varian, 2006 ; Crawford & De Rock, 2014). Elle consiste à déduire des actions

observées des agents économiques l'articulation de leurs préférences. Celles-ci sont identifiées comme les seules pouvant expliquer les choix réalisés. Le modèle de comportement retenu à ce stade n'implique pas nécessairement la rationalité des agents. Comme le notent Beshears, Choi, Laibson & Mardrian (2008), il peut y avoir un décalage entre les préférences révélées et les préférences normatives, celles correspondant au choix optimal de l'agent. Nous ne faisons ainsi pas d'hypothèse particulière quant à la manière dont ces derniers opèrent leur choix si ce n'est qu'ils optent pour ce qui leur paraît préférable à un moment donné compte tenu des options qui se présentent à eux. Dans cet article, notre objectif n'est pas de reconstituer les fonctions d'utilité des contributeurs-consommateurs (Cherchye, De Rock, Lewbel & Vermeulen, 2015), ni même d'inférer la valeur hédonique des différents attributs des campagnes (Getz & Huang, 1978) ou de dresser une cartographie des préférences (Jaeger, Wakeling & Mac Fie, 2000). Il s'agit pour nous d'appréhender le fait pour des contributeurs d'avoir, à un moment donné, réalisés les mêmes choix et donc de partager certaines préférences. Nous modélisons l'entrelacs de ces goûts communs sur l'ensemble de la communauté des contributeurs. Pour cela, nous utilisons les outils mathématiques de la théorie des graphes et plus spécifiquement ceux portant sur les réseaux (Jackson, 2008). L'objectif est de voir comment l'articulation globale des préférences des contributeurs affecte le devenir des campagnes.

Le cadre conceptuel des préférences révélées est précédemment mobilisé dans les travaux, notamment, de Chiong (2015) et de De Paula, Richards-Shuik & Tamer (2018) qui les utilisent pour expliquer la formation de liens dyadiques sociaux stables. D'un point de vue technique, cette approche est également mobilisée dans le cadre de la mise au point d'algorithmes de systèmes de recommandation basés notamment sur un filtrage relationnel, mais sans notation (pour une revue de ces travaux voir Medo 2013 et Yu, Zeng, Gillard & Medo 2016). Notre approche est néanmoins originale dans la mesure où nous utilisons les géométries du réseau,

qui lui-même est construit à partir des préférences révélées par le passé par les contributeurs, non pas pour prédire le support qu'ils sont susceptibles d'apporter à titre individuel à une campagne, mais pour prédire la réussite globale des campagnes. Il s'agit d'appréhender la capacité de ces campagnes à rencontrer les attentes d'une masse critique d'apporteurs à partir de l'articulation entre les préférences de ceux les supportant à leur début et le reste des utilisateurs de la plateforme. Nous contribuons ainsi à expliquer les conditions de la mise en place de la dynamique de succès précoce identifiée dans les travaux précédents (Colombo *et al.*, 2015 ; Butticcè *et al.*, 2017).

A la manière de ce qui est pratiqué dans l'analyse de réseaux bâtis à partir des citations réalisées entre publications scientifiques pour identifier l'importance et la nature de la contribution des différents articles à la structuration d'un domaine de connaissance (De Solla Price, 1965), nous utilisons la position des contributeurs au sein du réseau, qui est un indicateur des préférences partagées, pour comprendre comment le fait de satisfaire aux goûts des contributeurs intervenants en début de campagne permet ou non d'entraîner les autres utilisateurs à contribuer également et d'assurer le succès final. L'influence d'une référence scientifique est établie sur la base de la forme prise par sa connexion avec les autres travaux (Pinski & Narin, 1976 ; Allmayer & Winkler, 2013). Ainsi, certains papiers fortement cités jouent un rôle d'inspiration directe, de point central d'un champ, tandis que d'autres jouent un rôle de transmission d'idées d'un champ à l'autre. La distance entre les articles dans le réseau marque leur différence (Bommarito II, Katz, Zelner & Fowler, 2010). L'absence de chemin entre eux est le signe de l'appartenance à des champs complètement différents (Newman, 2001a, 2001b).

Le même type de raisonnement est appliqué à notre réseau de contributeurs liés par des préférences communes. Nous cherchons à distinguer « l'effet information » de « l'effet inspiration » associé à la position en son sein des individus apportant leur support en début de

campagne. Pour cela, nous recourons à une géométrie inspirée directement de Granovetter (1973, 1983), qui contribue à la une meilleure compréhension de la notion de capital social (Lin, 2001 et Colombo *et al.*, 2015). Il le caractérise à partir du réseau d'amitiés des individus et considère sa mobilisation dans le cadre d'une recherche d'emploi. Le résultat clé est que les individus trouvent plus facilement du travail par le biais d'informations recueillies auprès de relations qualifiées de liens faibles, autrement-dit de simples connaissances, qu'en mobilisant le soutien de proches, qualifiés des liens forts. Cette conclusion est confirmée par de nombreux travaux (Granovetter, 1995 ; Mayer, 2012 ; pour une critique voire Gee, Jones, Fariss, Burke & Fowler, 2017). L'analyse ne s'arrête cependant pas là. Elle met également en évidence une géométrie associée au type de liens considérés. Ainsi, les liens faibles sont des ponts entre communautés et les parties du réseau riche en connexions de ce type apparaissent plus clairsemées. La présence de trous structuraux est ainsi à rechercher si l'on veut mettre en évidence ce type d'interactions (Burt, 1980, 1992, 2004). Les liens forts sont pour leur part marqués par leur densité, leur partage. Ils sont à la base de la constitution de communautés. Le mécanisme au cœur du phénomène est celui de la triade interdite. Si une personne est amie avec deux personnes et si elle partage des affinités avec ces deux personnes, il est rare que ces deux personnes ne finissent pas par se fréquenter également et donc deviennent également amies (Heider, 1946). Ainsi, la triade composée d'un individu ami avec deux autres personnes qui ne se connaissent pas ne peut durablement exister. Elle est interdite. Les liens forts sont ainsi situés dans des régions denses du réseau.

Nous transposons cette analyse géométrique à notre réseau de préférences partagées (pour plus de détails techniques sur voir Easley & Kleinberg, 2010 chapitre 3). La position du contributeur au sein du réseau au moment de la campagne peut ainsi soit être le reflet de préférences communes fortes avec les autres utilisateurs de la plateforme (de liens de préférences forts),

soit de préférences communes faibles (de liens de préférences faibles). Dans le premier cas, les connexions des contributeurs sont localement denses. Elles rendent la campagne directement attractive au groupe de ceux qui partagent le plus leurs goûts, autrement dit les individus qui leur sont proches dans le réseau. Dans le second cas, leurs connexions sont localement clairsemées. Elles ne rendent pas la campagne directement attractive à leurs proches, mais elles peuvent permettre d'attirer des groupes d'individus aux goûts plus diversifiés moins spécifiques. Il y aurait ici une force des liens de préférence faibles.

Comme nous l'avons vu précédemment le début de campagne apparaît comme un moment charnière pour le devenir de celle-ci (Colombo *et al.*, 2015 ; Agrawal *et al.*, 2014 ; Mollick, 2014 ; Ordanini *et al.*, 2011). Aussi, nous nous focalisons pour notre analyse sur les contributeurs intervenant à ce stade de manière à déterminer si le fait de toucher initialement des individus présentant des liens de préférences forts ou des liens de préférences faibles avec les autres utilisateurs de la plateforme a un impact positif ou négatif sur la mise en place d'une dynamique amenant au succès de la levée de fonds. Compte tenu de la nature spécifique du marché du *reward crowdfunding* sur lequel le mécanisme d'appariement peut difficilement être basé sur les caractéristiques standardisées des prestations offertes, le rapport qualité-prix des contreparties, nous nous attendons à ce que les mécanismes basés sur les liens forts agissent comme un moteur de succès tandis que ceux reposant sur des liens faibles apparaissent comme inefficients, voire négatifs. Nous matérialisons ce raisonnement par les deux hypothèses suivantes que nous proposons de tester :

H1 : Le fait pour une campagne d'attirer à son début des contributeurs dont les préférences sont largement partagées au niveau local augmente sa probabilité et l'intensité de son succès.

H2 : Le fait pour une campagne d'attirer à son début des contributeurs dont les préférences sont telles qu'elles les placent en situation d'intermédiaires diminue sa probabilité et l'intensité de son succès.

Nous tablons ainsi sur le fait que l'effet d'inspiration au niveau local l'emporte sur l'effet d'information au niveau global. Autrement-dit, nous nous attendons à ce qu'il soit plus intéressant d'obtenir en début de campagne le soutien d'individus qui présentent des liens de préférences forts avec une communauté (un groupe d'individus recherchant les mêmes choses) que des liens de préférences faibles avec plusieurs communautés. L'articulation des préférences révélées de ces contributeurs précoces avec le reste des utilisateurs de la plateforme explique l'engagement postérieur d'une partie d'entre eux. Si celui-ci est suffisamment important alors la campagne atteindra son objectif. Le mécanisme sous-jacent est double. Il peut y avoir engagement spontané simplement du fait des caractéristiques intrinsèques de la campagne et des goûts partagés ou d'un effet d'entraînement communautaire.

Au-delà de ceci, l'action des premiers contributeurs sur la réussite de la campagne peut également être caractérisée par le niveau de leur engagement dans celles-ci. Comme nous l'avons vu précédemment la proportion de financement obtenue à un stade est un facteur déterminant de la réussite finale. Cette vitesse de collecte en début de campagne est un marqueur clair de la motivation des contributeurs précoces (Colombo *et al.*, 2015 et Kuppuswamy et Bayus, 2017). Hors, cette motivation apparaît cruciale à la bonne fin de la levée de fond. Ainsi, il faut non seulement que les caractéristiques de la campagne soient à même d'éveiller l'intérêt compte tenu des préférences des utilisateurs de la plateforme, mais aussi que cet intérêt soit suffisant pour générer l'engagement et donc le passage à l'acte de contribution. Cette dimension est d'autant plus importante que la vitesse de collecte en début de campagne (la distance parcourue au regard de l'objectif) peut être observée par les autres

utilisateurs. Ceux-ci l'interpréteront comme un signal crédible de la qualité de cette dernière et de sa probabilité de succès.

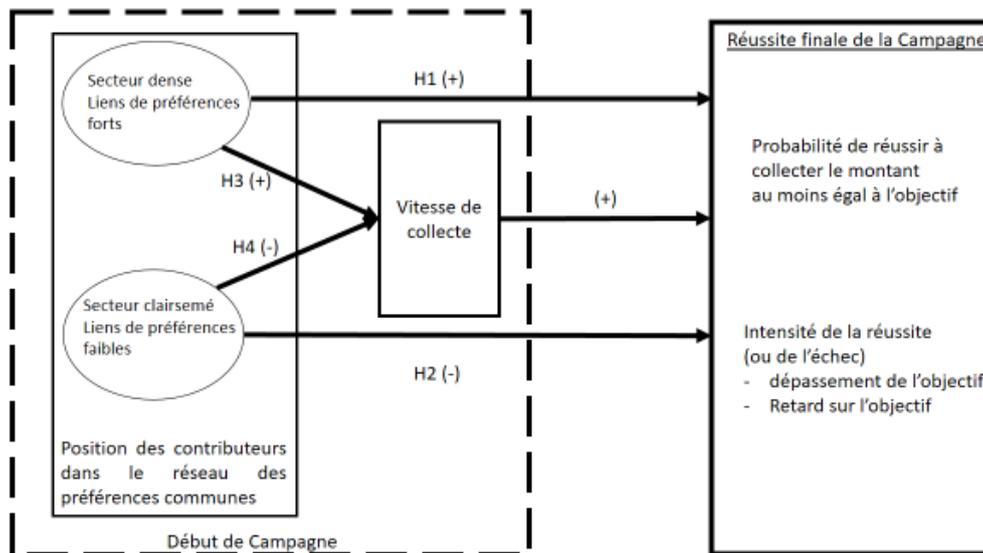
Cet engagement précoce des contributeurs est motivé par les caractéristiques de la campagne et l'intérêt que ceux-ci leur portent. Ces éléments peuvent simultanément être approchés au travers de la position de ces individus au sein de notre réseau bâti autour des préférences révélées communes des utilisateurs de la plateforme. Une campagne à même d'intéresser un groupe présentant des liens de préférences forts, dont les membres sont situés dans un secteur dense du réseau, serait ainsi à même de motiver l'action des membres de ce groupe et de les amener à contribuer sous l'influence notamment d'un effet de pairs endogène (Manski, 1993). Cela devrait se concrétiser par une fraction de l'objectif de levée de fonds collectée en début de campagne plus importante, ce qui par effet d'entraînement augmente la probabilité de réussite de celle-ci. A l'opposé, les campagnes intéressant à leur début plus d'individus faisant la jonction entre communautés d'intérêts, des utilisateurs aux liens de préférences faibles et donc situés dans une partie clairsemée du réseau, devrait mobiliser moins à leur début ce qui limiterait la mise en place d'une dynamique de succès et donc réussiraient moins fréquemment. Nous matérialisons ces raisonnements par les deux hypothèses suivantes que nous proposons de tester :

H3 : Lorsque les contributeurs de début de campagne présentent des préférences largement partagées au niveau local, ceux-ci s'engagent plus intensément dans cette dernière ce qui se matérialise par une collecte initiale plus rapide.

H4 : Lorsque les contributeurs de début de campagne présentent des préférences telles qu'ils occupent une position d'intermédiaire, ceux-ci s'engagent moins intensément dans cette dernière ce qui se matérialise par une collecte initiale plus lente.

La vitesse de collecte en début de campagne apparaît comme une variable médiatrice de l'effet de la position au sein de notre réseau de préférences communes révélées des contributeurs intervenant sur cette période. Si ceux-ci se trouvent dans un secteur dense, cela devrait l'augmenter et donc par ce biais impacter positivement la probabilité et l'intensité de la réussite de la campagne. Si ceux-ci se trouvent dans un secteur clairsemé, cela devrait la ralentir et par la même impacter négativement la probabilité et l'intensité de sa réussite. La figure ci-contre résume l'ensemble des effets attendus, directes et indirectes, ainsi que notre jeu d'hypothèses :

Figure 1 : Relations attendues



3. Méthodologie de l'étude empirique

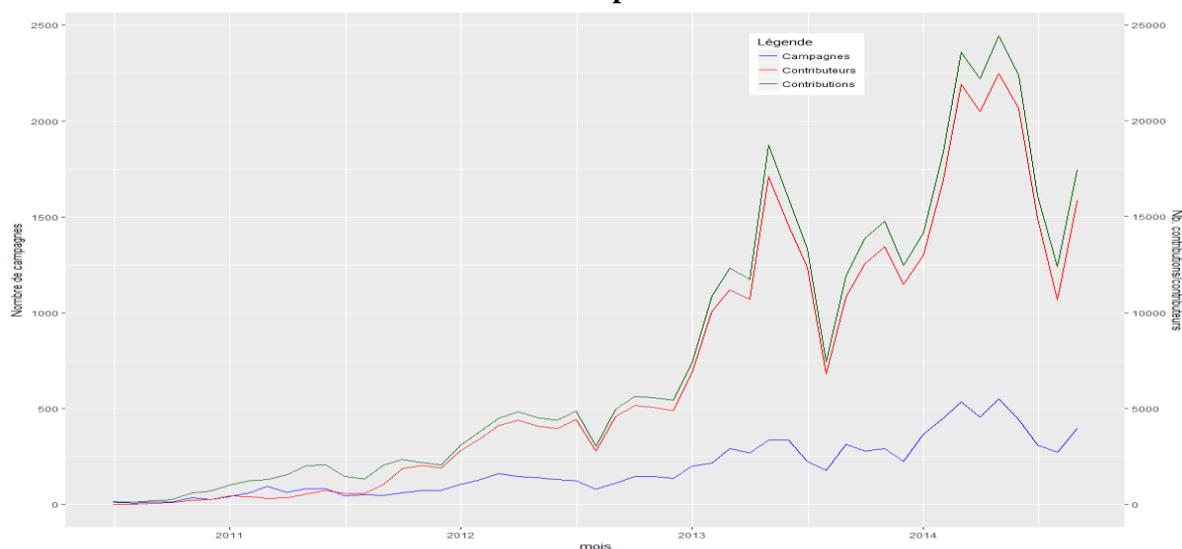
3.1.L'échantillon

Afin de tester nos hypothèses, nous avons utilisé un jeu de données issu de la plateforme Ulule. Ce jeu de données couvre l'ensemble des campagnes débutées entre juillet 2010 et septembre 2014, soit 9 425 appels à financement mis en ligne et achevés sur les 52 mois d'activité de la plateforme couverts. Les détails du processus de sélection des observations sont présentés dans l'annexe 1. Le modèle économique d'*Ulule* est proche de celui de *Kickstarter*, la plateforme

américaine sur laquelle ont été menées la plupart des travaux publiés à ce jour comme par exemple Buticcè *et al.*, (2017), Kuppuswamy et Bayus (2017), Parhankangas et Renko (2017), Roma, Petruzzelli et Perrone, (2017), Cumming, Hornuf, Schweizer et Karami (2016). Les porteurs de projet proposent à la communauté de les supporter financièrement dans leurs activités et offrent en rétribution des sommes collectées différents produits ou prestations. Le site se rémunère à partir de commissions perçues sur les paiements reçus et ceci à un taux compris entre 5% et 8% en fonction des montants. La plateforme fonctionne sur le mode « *All or Nothing* », c'est-à-dire que les porteurs de projets ne reçoivent l'argent des contributions qu'à partir du moment où l'objectif de collecte fixé initialement est atteint. La contrepartie de ce mode de fonctionnement est que le montant collecté ne se limite pas au montant sollicité. Les sommes versées au-delà de l'objectif sont également encaissées. Le public de la plateforme est principalement constitué de particuliers.

La période d'étude inclut à la fois la phase de pré-lancement de la plateforme (entre juillet 2010 et octobre 2010) et une large période post-lancement au cours de laquelle son activité s'est fortement développée. La figure 2 donne un aperçu de cette évolution. Elle présente le nombre de campagnes lancées, ainsi que le nombre de contributions réalisées et le nombre de contributeurs impliqués chaque mois sur la période d'étude. La croissance de la plateforme Ulule est remarquable. On passe de 18 campagnes lancées en juillet 2010 à 398 en septembre 2014 avec deux pics de campagnes en mars et mai 2014 avec respectivement 534 et 551 campagnes menées sur Ulule. De même, Ulule mobilisait 24 contributeurs qui réalisaient 105 contributions en juillet 2010 pour atteindre en septembre 2014 plus de 24 000 contributions impliquant plus de 15 000 contributeurs. De plus, nous constatons une forme de saisonnalité dans l'activité marquée par un creux au mois d'août et un pic d'activité au printemps entre mars et juin. Sur la période d'étude, la plateforme Ulule a permis de lever un total 19 millions d'euros.

Figure 2: Evolution du nombre mensuel de contributions, de contributeurs et de campagnes financées par Ulule



3.2. Présentation des variables

3.2.1. Les variables dépendantes

La probabilité de succès d'une campagne est appréhendée par la variable SUCCES qui est de nature dichotomique et prend la valeur 1 si le montant levé est supérieur ou égal à l'objectif de collecte annoncé. Cette variable est notamment utilisée dans les travaux de Kuppuswamy et Bayus (2017), d'Ahlers, Cumming, Gunther & Schweizer (2015), Colombo *et al.*, (2015), Cordova, Dolci & Gianfrate (2015), Hôrisch (2015), Kshetri (2015), Mollick (2014).

La seconde variable dépendante, LN_DELTA, correspond au ratio ramené en pourcentage du montant levé par rapport à l'objectif (normalisé sur la base du logarithme +1). Elle est utilisée notamment dans les travaux de Cordova *et al.*, (2015), Burtch, Ghose & Wittal (2015), Meer (2014), Zheng *et al.*, (2014) et Bœuf *et al.*, (2014). Cette mesure présente le double intérêt de fournir une information détaillée sur les degrés à la fois de réussite et d'échec des campagnes. L'échec est d'autant plus important que la valeur du ratio est inférieure à 100%. A l'opposé, dans la mesure où le montant collecté n'est pas limité à l'objectif de collecte, la réussite est d'autant plus importante que la valeur du ratio est supérieure à 100%.

La vitesse de collecte en début de campagne, LN_VITESSE, est définie comme la part de

l'objectif de collecte réalisée sur une période de temps définie, le tout exprimé en pourcentage (normalisé sur la base du logarithme de la variable +1). Nous nous inspirons du travail de Colombo *et al.*, (2015) pour construire nos quatre mesures de vitesse à savoir à 1/6^{ème} du temps de la campagne comme les auteurs, puis nous ajoutons les 24 premières heures, le 1/10^{ème} du temps et le 1/3 du temps.

3.2.2. Les variables indépendantes

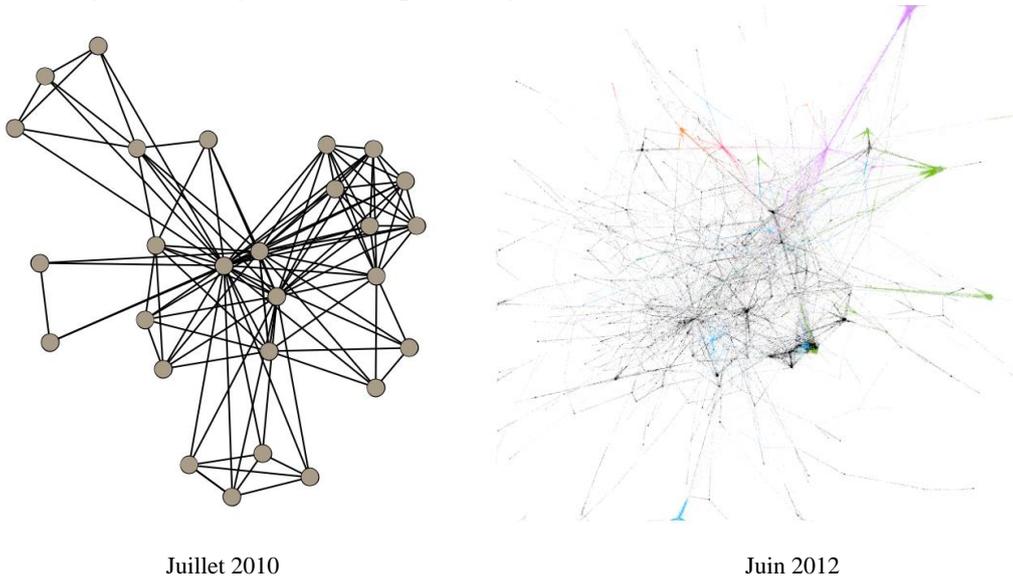
Pour établir nos indicateurs de connexion, nous avons reconstruit le réseau des contributeurs sur la base des soutiens effectués en commun à au moins une même campagne. Les nœuds (contributeurs) y apparaissent ainsi dès la première contribution réalisée et les liens à partir du moment où il y a eu un soutien en commun d'une même campagne. Nous obtenons sur cette base un réseau composé d'une série de nœuds et de liens non directifs dont la taille croît régulièrement. Afin de rendre compte de cette dynamique, le réseau est enrichi à un rythme mensuel. On obtient ainsi 52 représentations correspondant chacune au cumul des relations établies depuis juillet 2010 jusqu'à la fin du mois considéré et cela jusqu'au mois de septembre 2014.

La figure 3 rend compte de cette évolution en montrant la composante géante (le plus grande partie connectée) du réseau à deux dates, le premier mois en juillet 2010 et deux années plus tard en juin 2012. La représentation est réalisée à l'aide de l'algorithme de Hu (2006) qui conduit à rapprocher les ensembles les plus connectés et à les éloigner des autres.

Pour juin 2012, l'échelle de la figure implique des nœuds bien plus petits que pour juillet 2010. Sur l'ensemble de la période, la composante géante comprend entre 60 et 70 % des nœuds et plus de 80% des liens. Le réseau apparaît fortement concentré autour d'elle. Le caractère concentré de cette partie du réseau ainsi que la faible distance moyenne entre des nœuds qui y seraient pris au hasard au regard du nombre moyen de liens qui les caractérisent sont typiques

d'une forme particulière de réseau appelé plus communément un « petit monde » (*small world* ; Watts & Strogatz, 1998).

Figure 3. Images de la composante géante du réseau des contributeurs



C'est sur la base des images du réseau aux différentes dates que nous avons calculé nos mesures de topologie pour chaque contributeur. Puis, sur chaque campagne, nous avons identifié les individus ayant apporté leur soutien financier sur quatre périodes : les premières 24 heures, le premier dixième du temps, le premier sixième du temps de collecte à l'instar de Colombo *et al.*, (2015) et le premier tiers du temps. Nous avons alors agrégé l'information issue des indicateurs pour chacun de ces quatre groupes de premiers contributeurs en considérant les valeurs du mois qui précède le lancement de la campagne afin que celle-ci ne soit pas à l'origine des liens considérés. Le fait de se positionner un mois avant la collecte de fonds permet de ne pas être confronté à des problèmes d'endogénéité. Compte tenu de la nature parfois fortement asymétrique des distributions des indicateurs, nous avons utilisé la moyenne comme agrégateur. Toutes nos variables indépendantes sont normalisées sur la base du logarithme +1. Nos variables indépendantes sont alors les suivantes :

LN_DEGRE correspond au nombre de liens moyens directs entre les premiers contributeurs avec l'ensemble du réseau interne, un mois avant le lancement du projet. Cette mesure est

normée par le nombre de nœuds total dans le réseau à la date considérée moins 1. Plus le degré d'un contributeur est élevé, plus ses choix apparaissent indicatifs de l'intérêt que peut porter un grand nombre d'autres contributeurs aux campagnes qu'il soutient. On a ainsi, par exemple, pour le mois 5, un degré moyen de 19,83 que l'on rapporte aux 419 nœuds du réseau moins 1. Soit un degré normé moyen de 4,74 %. En moyenne le 5 mois, un contributeur a appuyé financièrement au moins une campagne en commun avec 4,74% des autres contributeurs actifs. Nous nous attendons donc à constater un lien positif entre cette variable et nos variables expliquées.

LN_BETWEENNESS correspond au nombre moyen de fois où les premiers contributeurs sont un point de passage le plus court avec l'ensemble du réseau interne, un mois avant le lancement du projet. Cette mesure est normée par le nombre total de plus courts chemins possibles ne l'incluant pas. On a ainsi, pour le mois 5, une betweenness moyenne de 1 061 que l'on rapporte à 3 690 992 chemins alternatifs, ce qui nous donne une betweenness normée moyenne de 0,02‰. Autrement-dit, ce mois-là, un contributeur se situe en moyenne sur 2 chemins liant d'autres contributeurs pour 10 000 chemins possibles ne l'incluant pas. Un contributeur à forte centralité d'intermédiation joue le rôle de connecteur entre communautés. Nous nous attendons à constater un lien négatif sur la vitesse de collecte et sur le succès des levées de fonds car ces premiers contributeurs ont des préférences trop dispersées pour attirer ou pour être attirés par une communauté homogène.

LN_EIGENVECTOR correspond au concept de « *friends of friends* » c'est-à-dire au nombre moyen de liens directs avec des voisins ayant un nombre de liens moyen élevé (degré important) avec l'ensemble du réseau, un mois avant le lancement du projet. Dans le cadre d'un processus itératif, un contributeur avec une centralité de vecteur propre importante a soutenu les mêmes campagnes que d'autres contributeurs qui eux-mêmes ont soutenu les mêmes campagnes que

de nombreux autres et ainsi de suite. Cette mesure présente des valeurs plus élevées lorsque l'individu est lié à un groupe aux préférences plus homogènes ou lorsqu'il a des voisins qui le sont. Ensuite, le vecteur obtenu que l'on nomme X est alors normé par λ , la plus grande valeur propre, solution de l'équation $AX = \lambda X$, où A est la matrice d'adjacence du réseau. Pour le mois 5, la valeur moyenne de la *eigenvector centrality* est de 0,0962. Si on la compare avec la valeur marquant le 1^{er} quartile qui est 0,0005, on peut en déduire qu'un contributeur à la *eigenvector centrality* moyenne apparaît au moins 192 fois ($0,0962/0,0005$) plus influant que ceux situés dans le premier quartile de l'indicateur. Nous anticipons un effet positif de cette mesure sur la vitesse de collecte et sur le succès de la levée de fonds grâce à un phénomène de mimétisme.

LN_CLUSTERING correspond au nombre moyen de groupes de trois contributeurs – triades – dont les relations sont transitives sur le nombre de relations possibles, un mois avant le lancement du projet. Si un contributeur présente un coefficient élevé, alors le groupe formé par ses voisins présente des préférences communes importantes. Cela marque le fait que l'on est parvenu à cibler une communauté homogène aux préférences proches de ce que l'on est à même d'offrir. Cette mesure permet de répondre à la question suivante : dans quelle proportion les contributeurs qui ont financé une campagne avec le contributeur de référence ont également financé ensemble des campagnes ? Pour le mois 5, le *clustering* moyen est de 95,87%. En moyenne, quand un contributeur a financé au moins une même campagne que deux autres contributeurs, dans 95,87% des cas, ceux-ci ont également financé au moins une même campagne durant les 5 mois écoulés. Une valeur aussi élevée de *clustering* est le reflet de la présence de nombreuses « cliques » dans le réseau. Nous nous attendons donc à constater un lien positif entre cette variable et nos variables expliquées.

Une fois l'ensemble de ces mesures calculées, nous identifions, pour chaque campagne, les contributeurs intervenant dans les premiers temps de la collecte de fonds. Les temporalités

retenues sont les mêmes que celles retenues pour la vitesse de collecte en début de campagne (jusqu'à 24 heures après de lancement de la campagne, jusqu'à ce qu'un dixième, un sixième ou un tiers du temps de campagne se soit écoulé). On note que le nombre de campagnes ne présentant pas de contributeurs au stade défini comme son début décroît à mesure que le laps de temps retenu pour le définir croît. Ainsi, celles ne présentant pas de contributeurs dans les 24 premières heures sont 3 073 (soit près d'un tiers de l'effectif), celles ne présentant pas de contributeurs dans le premier dixième du temps de campagne sont 1 020 (11%), dans le premier sixième 695 (7%), dans le premier tiers 461 (5%). Une fois les premiers contributeurs identifiés pour chaque campagne selon chaque temporalité, nous calculons la valeur moyenne de chacun des quatre indicateurs de position dans le réseau interne (centralité et de transitivité) déterminée à partir de l'état du réseau un mois avant le lancement de la campagne. Ce décalage temporel nous permet d'exclure le projet dont on étudie la réussite de la construction des liens retenus pour déterminer nos indicateurs et d'établir plus clairement les relations de causalités.

Nous utilisons également la variable LN_VITESSE, présentée *supra*, comme variable modératrice pouvant expliquer le succès des levées de fonds et son intensité.

Afin de tenir compte d'éventuels hétérogénéités des relations et d'assurer la robustesse de nos résultats, nous retenons pour la suite quatre périodes différentes pour définir le début de campagne : 24 heures, un dixième, un sixième et un tiers du temps de campagne. Les variables construites sur cette base se voient affecter systématiquement un indicateur de temps : _24H, _10EME, _6EME, _3EME.

3.2.3. Variables de contrôle

Elles s'articulent autour de deux groupes : des variables continues reprenant des caractéristiques propres aux campagnes et des variables discrètes associés à leur contexte.

LN_MONTANT correspond à l'objectif de collecte fixé mesuré au travers de son montant

(normalisé sur la base du logarithme +1). Nous nous attendons à constater un lien négatif entre cette mesure et la réussite de la levée de fonds et cela, dans la mesure où les montants les plus importants sont plus difficiles à atteindre.

LN_INFO correspond à la somme du nombre de publications par le porteur de projet et de commentaires le concernant laissés par le public sur la plateforme durant la campagne (normalisé sur la base du logarithme +1). Cette variable est inspirée de Butticcè *et al.* (2017) qui utilisent uniquement le nombre de commentaires comme proxy du capital social interne développé lors de la campagne. Nous nous attendons à constater un même effet positif.

LN_DUREE correspond au logarithme de la durée, en nombre de jours, prévue initialement pour la campagne. Le signe attendu de la relation est positif dans la mesure où plus de temps permet de mobiliser plus de contributeurs. Cette mesure est standard dans les travaux sur le crowdfunding comme chez Butticcè *et al.* (2017), par exemple.

Le second groupe est composée de plusieurs séries de variables indicatrices permettant de tenir compte du secteur d'activité dans lequel s'insère le projet financé par la campagne (15 secteurs différents sont pris en comptes), du type de porteurs de projet (association, entreprise ou particulier) et du mois de lancement de la campagne (51 mois différents sont pris en comptes).

3.3. Spécification des tests et tests économétriques

Nous procédons en trois étapes. Tout d'abord, à titre de référence, nous estimons deux séries de modèles prédictifs de la réussite des campagnes considérant alternativement comme mesures de celle-ci : LN_SUCCES et LN_DELTA ; et prenant comme éléments explicatifs leur capacité à mobiliser des contributeurs durant le laps de temps considéré comme étant leur début (24 heures, un dixième, un sixième et un tiers du temps collecte). Puis, sur le sous-échantillon des campagnes étant parvenues à mobiliser dès leur début des premiers contributeurs, nous estimons à nouveau les modèles de réussite, mais en incluant cette fois nos variables tests

(centralité et transitivité des premiers contributeurs) ainsi que la variable médiatrice vitesse (dans ses différentes configurations). Enfin, afin de compléter l'analyse et d'identifier l'effet global de nos variables tests, nous estimons une série de modèles explicatifs de cette même vitesse les incluant. Les variables continues reprises dans chaque modèle se voient additionnées 1 et sont passées au logarithme de manière à les linéariser.

Les premiers modèles de réussite prennent la forme présentée dans l'équation (1). Ils sont estimés sur la base d'une régression logistique lorsque la variable LN_SUCCES est mobilisée et sur la base d'une régression linéaire à partir d'un modèle log-log lorsque nous utilisons LN_DELTA. Dans le premier cas, nous avons la probabilité de réussite de la campagne en fonction de nos variables explicatives. Dans le deuxième, les relations établies sont des élasticités du niveau de réussite par rapport à nos variables explicatives.

$$\text{Réussite} = \alpha + \beta_1 \text{Absences de contributeurs précoces} + \beta_2 \text{Contrôles} + \varepsilon \quad (1)$$

Nous nous attendons à ce que l'absence de contributeurs dans les premiers temps de campagne, quelle que soit la temporalité retenue pour le définir, ait un effet clairement négatif sur la réussite de cette dernière. Pour se faire, nous construisons la variable ABSENCE qui correspond à une variable dichotomique qui prend la valeur 1 quand le projet n'a pas de contributeurs au cours de la période de temps considérée comme son début et 0 sinon.

Les seconds modèles de réussite, estimés uniquement sur les campagnes ayant mobilisé rapidement, prennent la forme définie par l'équation (2). Ici aussi, nous utilisons alternativement des spécifications logit et log-log pour LN_SUCCES et LN_DELTA.

$$\begin{aligned} \text{Réussite} = \alpha + \beta_1 \text{Connexion des contributeurs} + \beta_2 \text{Vitesse de collecte} \\ + \beta_3 \text{Contrôles} + \varepsilon \end{aligned} \quad (2)$$

Nous nous attendons à constater que, parmi les campagnes ayant attiré des contributeurs suffisamment tôt, celles dont les premiers contributeurs présentant un degré, un eigenvector, un clustering plus importants et une betweenness moins importante, réussissent plus fréquemment

et plus largement.

La dernière série de modèles est également estimée sur les mêmes sous-échantillons. Ils expliquent la vitesse de collecte en début de campagne et suivent la forme définie par l'équation (3) qui adoptent ici une spécification log-log.

$$\text{Vitesse de collecte} = \alpha + \beta_1 \text{ Connexion des contributeurs} + \beta_2 \text{ Contrôles} + \varepsilon \quad (3)$$

Nous nous attendons à constater des relations entre la vitesse (LN_VITESSE) et nos variables tests des signes équivalents à ceux établis vis-à-vis de la réussite des campagnes.

La multi-colinéarité entre les variables indépendantes est testées à partir de tests de VIF (*variance inflation factor*). Le tableau en annexe 2 présente la matrice de corrélations des variables des modèles.

4. Analyse des résultats

4.1. Analyse des statistiques descriptives

Le tableau 1 panel A présente un ensemble de statistiques descriptives permettant de mieux cerner la nature des campagnes menées sur Ulule entre juillet 2010 et septembre 2014.

Tableau 1 : Description de l'échantillon

Panel A : Statistiques descriptives

Le tableau *infra* présente une série d'éléments descriptifs de l'échantillon en distinguant les types de porteurs : Association, Entreprise ou Particulier. Il reprend l'indication du nombre de campagnes (leur proportion), le montant moyen (médián) de l'objectif de levé de fonds de celles-ci, leurs durées, leurs pourcentages de réussite, leurs degrés de réussite et le nombre de contributeurs mobilisés, ainsi que les contributions moyennes.

| | <i>Association</i> | <i>Entreprise</i> | <i>Particulier</i> | <i>total</i> |
|----------------------------|--------------------|-------------------|--------------------|--------------|
| Nb, de campagnes | 2 934 | 659 | 5 832 | 9 425 |
| % | 31,12 | 6,99 | 61,88 | 100 |
| Montant, moyen (en euros) | 2 476,58 | 6 469,91 | 2 406,42 | 2 712,38 |
| médián | 2 000 | 3 500 | 1 500 | 1 900 |
| Durée moyenne (en jours) | 45,6 | 50,97 | 43,6 | 44,74 |
| % de réussite | 74,68 | 68,13 | 61,39 | 65,99 |
| Surplus de financement (%) | 95,03 | 101,81 | 82,72 | 87,88 |
| Réussite | 121,75 | 141,99 | 125,39 | 125,3 |
| Echec | 16,26 | 15,89 | 14,88 | 15,26 |
| Nb, moyen de contributeurs | 42,8 | 100,11 | 31,46 | 39,79 |
| Réussite | 53,09 | 139,13 | 44,56 | 54,39 |
| Echec | 12,46 | 16,66 | 10,64 | 11,45 |
| Nb, moyen de contributions | 47,46 | 111,44 | 35,02 | 44,24 |
| Réussite | 58,9 | 155,24 | 49,77 | 60,6 |
| Echec | 13,7 | 17,81 | 11,58 | 12,48 |

Durant notre période d'analyse, 61,88% des campagnes présentées sur Ulule sont portées par des particuliers, 31,12% par des associations et seulement 6,99% par des entreprises. Elles

cherchent en moyenne à lever de 2 712,38 euros (la médiane est de 1 900 euros). Les entreprises cherchent en moyenne à lever des sommes plus importantes que les autres utilisateurs (6 469,91 euros en moyenne avec de fortes disparités ; la médiane étant de 3 500 euros). La durée moyenne des campagnes est de 44,74 jours. Celles portées par des entreprises sont les plus longues (50,97 jours) et celles portées par les particuliers les plus courtes (43,6 jours). Les associations parviennent plus fréquemment à atteindre leur objectif de collecte dans 74,68% des cas comparées aux entreprises (68,13%) et aux particuliers (61,39%). Comme l'indique Ulule sur son site encore à date de fin 2017, globalement le taux de réussite des levées de fonds reste structurellement autour de 65%. Lorsqu'une opération réussie, elle dégage en moyenne un surplus de financement par rapport à son objectif de 25,3%. Celles portées par les entreprises, même si elles réussissent moins fréquemment que les associations (avec un taux de succès de 68,13%), dégagent en moyenne le surplus le plus important, soit 41,99% en plus de l'objectif. Ces campagnes mobilisent également plus de contributeurs (139,13) et donc de contributions (155,24). Lorsqu'une opération échoue, elle le fait très nettement. Elle ne réalise en moyenne qu'autour de 15% de son objectif. Elle ne mobilise alors que 16,66 contributeurs qui ne font, en moyenne, que 17,81 contributions.

Les campagnes s'articulent autour de 15 domaines différents allant des « films et vidéos » aux actions de préservation du patrimoine en passant par le financement d'événements sportifs et le développement de technologies. Nous avons regroupé ces différents domaines en quatre grandes catégories : les arts, l'entrepreneuriat, la solidarité ainsi qu'une catégorie résiduelle destinée à accueillir les campagnes difficilement classables. Le tableau 1 panel B en restitue la distribution sur l'échantillon.

Avec 5 017 campagnes, les projets artistiques sont les plus nombreux (53,23%). Ils connaissent le taux de réussite le plus important (71,20%), suivis par les projets de solidarité (67,34%), les

projets entrepreneuriaux (56,30%) alors que la catégorie résiduelle ne connaît un taux de réussite que de 31,98%. Les projets artistiques sont principalement portés à 56,65% par des particuliers, à 49,49% par des associations et 39,61% des projets de ces projets sont portés par des entreprises. Les projets entrepreneuriaux ne constituent que 24,94% de l'échantillon. Ils sont également principalement portés par des particuliers (1 510 projets sur 2 350, soit 64,26%). Cependant, ils constituent la part la plus importante des campagnes protégées par les entreprises (49%). Les projets entrepreneuriaux sont porteurs de risque d'échec se traduisant par un taux de réussite faible que de 56,30%. Les projets solidaires représentent 20% de l'échantillon. Ils sont principalement portés de manière presque équivalente par les associations pour lesquels ils constituent 31,70% des campagnes et par les particuliers (15,52% des cas). Les projets solidaires portés par des associations présentent le taux de réussite le plus élevé sur ce type de campagnes.

Panel B : Répartition de l'échantillon en grands domaines

Le tableau *infra* donne un aperçu de la distribution des projets de l'échantillon en fonction de quatre grands domaines : les Arts, l'Entrepreneuriat, la Solidarité et, une catégorie résiduelle, Autres. Nous y distinguons également le devenir du projet, Réussite ou Echec, ainsi que le type de porteurs : Association, Entreprise ou Particulier. Les chiffres présentés sont le nombre de projet d'une catégorie et, entre parenthèses, le pourcentage que cela représente pour un type de porteur.

| | <i>Association</i> | <i>Entreprise</i> | <i>Particulier</i> | <i>total</i> |
|-------------------------|--------------------|-------------------|--------------------|------------------|
| Art | 1 452 (49,49) | 261 (39,61) | 3 307 (56,65) | 5 017 (53,23) |
| Réussite | 1 122 (77,27) | 202 (77,39) | 2 248 (68,04) | 3 572 (71,20) |
| Echec | 330 (22,73) | 59 (22,61) | 1 056 (31,96) | 1 445 (28,80) |
| Entrepreneuriats | 516 (17,59) | 324 (49,17) | 1 510 (25,89) | 2 350 (24,94) |
| Réussite | 359 (69,57) | 209 (64,51) | 755 (50,00) | 1 323 (56,30) |
| Echec | 157 (30,43) | 115 (35,49) | 755 (50,00) | 1 027 (43,70) |
| Solidarité | 930 (31,70) | 51 (7,74) | 905 (15,52) | 1 886 (20,01) |
| Réussite | 689 (74,09) | 31 (60,78) | 550 (60,77) | 1 270 (67,34) |
| Echec | 241 (25,91) | 20 (39,22) | 355 (39,23) | 616 (32,66) |
| Autres | 36 (1,23) | 23 (3,49) | 113 (1,94) | 172 (1,82) |
| Réussite | 21 (58,33) | 7 (30,43) | 27 (23,89) | 55 (31,98) |
| Echec | 15 (41,67) | 16 (69,57) | 86 (76,11) | 117 (68,02) |

Le tableau 2 nous donne un aperçu de la vitesse de collecte et de son impact sur la fréquence à laquelle l'objectif affiché des campagnes est atteint. Nous y avons découpé la période de

collecte en 10 sous-périodes de même durée. Nous avons calculé le pourcentage de l'objectif de collecte réuni à la fin de chacune des 10 sous-périodes (colonnes 2 à 4), le pourcentage du montant collecté à la fin de chacune de ces 10 sous-périodes (colonnes 5 à 7), le pourcentage de contributeurs mobilisés à chacune de ces 10 sous-périodes (colonnes 8 à 10) et le pourcentage du nombre de contributions (colonnes de 11 à 13). Nous avons enrichi cette analyse en retenant 3 sous périodes supplémentaires : 1/6^{ème} du temps, 1/3^{ème} du temps et les 24 premières heures. Le premier tiers du temps correspond à un taux de collecte par rapport à l'objectif de près de 50% lorsque les campagnes réussissent, ce qui nous apparait comme une période pertinente à investiguer. Les premières 24h sont également cruciales dans une campagne dans la mobilisation des premiers contributeurs.

Tableau 2 : Vitesse de collecte des fonds

Le tableau *infra* propose, pour chaque sous période du temps de collecte écoulée en considérant une progression régulière de 10 pourcents de la durée initialement convenue (allant de 10% à 100%), la proportion moyenne de fonds collectés par rapport à l'objectif initial, de fonds collectés par rapport au total finalement obtenu, du nombre de contributions à la date considérée par rapport au nombre final de contributions et du nombre de contributeurs mobilisés à cette même date par rapport au nombre final de contributeurs. Ces différentes valeurs sont présentées pour l'échantillon total ainsi que pour les sous-échantillons des campagnes réussies et de celles qui ont échouées.

| <i>position par rapport</i> | <i>à l'objectif</i> | | | <i>au montant collecté</i> | | | <i>au nombre de contributeurs</i> | | | <i>au nombre de contributions</i> | | |
|-------------------------------------|---------------------|----------|----------|----------------------------|----------|----------|---------------------------------------|----------|----------|---------------------------------------|----------|----------|
| | <i>Total</i> | <i>R</i> | <i>E</i> | <i>Total</i> | <i>R</i> | <i>E</i> | <i>Total</i> | <i>R</i> | <i>E</i> | <i>Total</i> | <i>R</i> | <i>E</i> |
| <i>10</i> | 18,15 | 24,86 | 5,14 | 27,00 | 18,85 | 42,82 | 31,71 | 24,24 | 46,19 | 29,95 | 22,21 | 44,96 |
| <i>20</i> | 27,87 | 38,38 | 7,46 | 39,38 | 29,17 | 59,19 | 45,43 | 36,47 | 62,82 | 43,35 | 33,92 | 61,65 |
| <i>30</i> | 35,25 | 48,73 | 9,09 | 48,11 | 37,17 | 69,33 | 54,66 | 45,45 | 72,52 | 52,49 | 42,68 | 71,52 |
| <i>40</i> | 41,41 | 57,46 | 10,26 | 54,98 | 43,93 | 76,42 | 61,68 | 52,78 | 78,96 | 59,55 | 49,95 | 78,19 |
| <i>50</i> | 47,22 | 65,80 | 11,15 | 61,10 | 50,56 | 81,54 | 67,82 | 59,62 | 83,74 | 65,77 | 56,84 | 83,11 |
| <i>60</i> | 52,50 | 73,39 | 11,97 | 66,63 | 56,68 | 85,94 | 73,26 | 65,82 | 87,69 | 71,38 | 63,22 | 87,20 |
| <i>70</i> | 58,20 | 81,63 | 12,75 | 72,44 | 63,41 | 89,96 | 78,73 | 72,26 | 91,27 | 77,04 | 69,89 | 90,90 |
| <i>80</i> | 64,50 | 90,79 | 13,48 | 78,61 | 70,97 | 93,43 | 84,28 | 79,10 | 94,33 | 82,91 | 77,14 | 94,10 |
| <i>90</i> | 72,36 | 102,28 | 14,28 | 85,94 | 80,48 | 96,55 | 90,58 | 87,23 | 97,09 | 89,58 | 85,80 | 96,93 |
| <i>100</i> | 87,88 | 125,30 | 15,26 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| <i>24h</i> | 6,40 | 8,69 | 1,95 | 10,21 | 6,55 | 17,31 | 12,25 | 8,80 | 18,94 | 11,40 | 7,88 | 18,24 |
| <i>1/6</i> | 25,01 | 34,37 | 6,83 | 35,88 | 26,07 | 54,91 | 41,67 | 32,97 | 58,57 | 39,66 | 30,52 | 57,41 |
| <i>1/3</i> | 37,38 | 51,73 | 9,52 | 50,53 | 39,52 | 71,89 | 57,15 | 48,04 | 74,81 | 54,97 | 45,22 | 73,90 |

Nous observons pour l'ensemble de l'échantillon un objectif moyen atteint à 18,15% après que seulement 10% de la durée de la campagne ne se soit écoulée. Ce chiffre global favorable cache une grande disparité entre les appels aux fonds destinés à réussir pour lesquels le cumul de collecte atteint à ce stade près d'un quart (24,86%) de l'objectif et ceux destinés à échouer pour

lesquels il n'est que de 5,14%. Les campagnes destinées à réussir lèvent les fonds nettement plus vite que les autres. Elles atteignent 50% de leur objectif de collecte en un peu moins d'un tiers du temps de campagne. Elles atteignent la moitié de ce qu'elles obtiendront au final à la mi-campagne, mobilisent la moitié de leurs contributeurs en un peu plus d'un tiers du temps de campagne prévu et réunissent la moitié des contributions qui leur seront destinées en 40% de ce même temps. Les campagnes destinées à échouer, pour leur part, connaissent des vitesses de collecte bien plus lentes et se caractérisent par une faible mobilisation des utilisateurs de la plateforme dans le temps. A la mi-campagne, ils ont déjà collecté 81,54% du montant des promesses de fonds qu'ils obtiendront au final. Ils ont alors mobilisé autour de 83% de leurs contributeurs et de leurs contributions (dans les faits 8-9 contributions seulement).

Le tableau 3 présente les statistiques descriptives des variables retenues dans notre modélisation.

Tableau 3 : Statistiques descriptives des variables

| | Minimum | 1er quartile | Médiane | 3ème quartile | Maximum | Moyenne | Ecart type |
|-------------------|---------|--------------|----------------------|---------------------|-----------|----------|------------|
| DELTA | 0,04 | 20 | 102 | 114 | 2 460,4 | 87,88 | 80,66 |
| SUCCES | 0,00 | 0 | 1 | 1 | 1,0 | 0,66 | 0,47 |
| PAS_PREMIER_24H | 0 | 0,00 | 0,00 | 1,00 | 1,00 | 0,33 | 0,47 |
| PAS_PREMIER_10EME | 0 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 1,00 | 0,11 | 0,31 |
| PAS_PREMIER_6EME | 0 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 1,00 | 0,07 | 0,26 |
| PAS_PREMIER_3EME | 0 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 1,00 | 0,05 | 0,22 |
| DEGRE_24H | 0 | 0,01 | 0,02 | 0,07 | 65,52 | 0,17 | 1,34 |
| DEGRE_10EME | 0 | 0,01 | 0,03 | 0,08 | 80,85 | 0,24 | 2,01 |
| DEGRE_6EME | 0 | 0,01 | 0,03 | 0,09 | 80,85 | 0,32 | 2,47 |
| DEGRE_3EME | 0 | 0,01 | 0,03 | 0,11 | 89,66 | 0,39 | 2,69 |
| BETWEENNESS_24H | 0 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 21,77 | 0,05 | 0,57 |
| BETWEENNESS_10EME | 0 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 24,09 | 0,09 | 0,79 |
| BETWEENNESS_6EME | 0 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 30,76 | 0,14 | 1,06 |
| BETWEENNESS_3EME | 0 | 0,00 | 0,00 | 0,01 | 30,76 | 0,21 | 1,33 |
| EIGENVECTOR_24H | 0 | 0,00 | 5,40 ^{e-16} | 2,42 ^{e-7} | 1,00 | 0,0037 | 0,044 |
| EIGENVECTOR_10EME | 0 | 0,00 | 3,76 ^{e-10} | 6,75 ^{e-6} | 1,00 | 0,0053 | 0,047 |
| EIGENVECTOR_6EME | 0 | 0,00 | 3,41 ^{e-9} | 2,48 ^{e-5} | 1,00 | 0,0065 | 0,05 |
| EIGENVECTOR_3EME | 0 | 0,00 | 7,13 ^{e-8} | 6,98 ^{e-5} | 1,00 | 0,0074 | 0,051 |
| CLUSTERING_24H | 0 | 0,92 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,89 | 0,26 |
| CLUSTERING_10EME | 0 | 0,92 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,87 | 0,28 |
| CLUSTERING_6EME | 0 | 0,91 | 0,98 | 1,00 | 1,00 | 0,87 | 0,28 |
| CLUSTERING_3EME | 0 | 0,91 | 0,97 | 1,00 | 1,00 | 0,86 | 0,28 |
| VITESSE_24H | 0 | 0,00 | 2,00 | 7,06 | 1072,4 | 6,40 | 16,55 |
| VITESSE_10EME | 0 | 3,50 | 10,49 | 23,12 | 1098,4 | 18,15 | 28,42 |
| VITESSE_6EME | 0 | 5,91 | 15,90 | 32,50 | 1400,2 | 25,00 | 35,86 |
| VITESSE_3EME | 0 | 10,00 | 26,13 | 50,20 | 1665,0 | 37,37 | 48,11 |
| MONTANT | 10 | 1 000,00 | 1 900,00 | 3 000,00 | 375 000,0 | 2 712,38 | 7375,88 |
| DUREE | 2 | 31,58 | 42,00 | 55,00 | 1 046,8 | 44,74 | 21,17 |
| INFO | 0 | 2,00 | 6,00 | 13,00 | 16 330,0 | 14,72 | 174,10 |

Pour nos deux variables dépendantes de réussite des levées de fonds, nos résultats montrent qu'en moyenne les projets financés sur notre période d'analyse lèvent près de 88% du montant ciblé avec une médiane tout de même à 102% du montant ciblé. L'écart type étant élevé, les campagnes collectent entre 4% et 2460% du montant ciblé. Le taux de réussite des projets financés est, comme souligné précédemment, de près de 66%. Concernant le fait que certaines campagnes n'ont pas de premiers contributeurs durant la période étudiée, nous constatons qu'en moyenne 33% des campagnes n'ont pas de premiers contributeurs les premières 24h, 11% des campagnes pour le premier 10^{ème} du temps, 7% pour le premier 6^{ème} du temps et 5% pour le premier tiers du temps.

Nos variables de topologie des premiers contributeurs dans le réseau montrent des résultats fort intéressants. En effet, le degré normé moyen montre que les premiers contributeurs dans les 24 premières heures ont appuyé financièrement au moins une campagne en commun avec un peu plus de 17% des autres premiers contributeurs. Ce chiffre progresse à 24% pour les premiers contributeurs sur le premier 10^{ème} du temps, puis à 32% pour le premier 6^{ème} du temps pour atteindre près de 39% au premier tiers du temps ; les maximums pouvant être atteints varient entre 65,5% les premières 24h pour approcher près de 90% au premier tiers du temps. Pour la betweenness normée moyenne, les premiers contributeurs sont –lors des premières 24h – sur en moyenne 5 chemins liant d'autres contributeurs pour 100 chemins ne les incluant pas. Cette moyenne progresse à 9 chemins pour 100 possibles le premier 10^{ème} du temps, puis à 14 chemins pour 100 possibles pour le premier 6^{ème} du temps pour atteindre les 21 chemins pour 100 possibles pour le premier tiers du temps. Pour l'eigenvector, si l'on s'intéresse aux premiers contributeurs sur la première période de 24h, nous constatons une moyenne de 0,0036516 pour une médiane de $5,40 \times 10^{-16}$. En faisant le rapport entre la moyenne et la médiane, on peut en déduire que les premiers contributeurs à la eigenvector moyenne apparaissent au moins 6762 milliards

de fois plus influents que ceux situés dans la médiane ($0,0036516/5,40^{e-16}$). Ce degré d'influence diminue progressivement avec le temps. En effet, les premiers contributeurs à la eigenvector moyenne sont 14 millions de fois plus influents ($0,0052917/3,76^{e-10}$) lors du premier 10^{ème} du temps, puis seulement près de 1,9 millions de fois plus influents ($0,0065167/3,41^{e-09}$) lors du premier 6^{ème} du temps pour enfin n'être que de 104064 fois plus influents ($0,0074198/7,13^{e-08}$) sur le dernier tiers du temps par rapport encore une fois à la médiane. En ce qui concerne la variable CLUSTERING, les statistiques sont relativement homogènes pour les quatre périodes puisqu'elles vont de 86% en moyenne pour le tiers du temps à 89% pour les 24 premières heures. Cela signifie qu'un contributeur a financé au moins une campagne que deux autres contributeurs dans 89% des cas sur les premières 24 heures, par exemple. Ces valeurs élevées entre les contributeurs reflètent un niveau de relations transitives élevé se traduisant par une proximité de préférences élevée entre les contributeurs. Enfin, en ce qui concerne la variable INFO⁴, le nombre moyen de commentaires et de publications s'élève à près de 15 avec une médiane à 6 et un maximum de 16 330.

4.2. Analyse des résultats

Dans notre modèle de recherche, nous testons – d'abord – les effets de l'absence de premiers contributeurs lors des différentes échéances retenues, à savoir les 24 premières heures et les premiers 1/10^{ème}, 1/6^{ème} et 1/3 du temps, sur la probabilité de réussite du projet (SUCCES). Les résultats sont présentés dans le tableau 4. Pour mieux comprendre nos résultats, nous présentons les effets marginaux de nos variables sur la probabilité de réussite et non les coefficients béta qui sont difficilement interprétables dans des régressions de type logit.

⁴ Rappelons que pour les variables de vitesse, de montant ciblé (MONTANT) et de durée des campagnes (DUREE), les moyennes correspondent à celles trouvées dans le tableau 3.

Tableau 4: Effets marginaux de l'absence de premiers contributeurs sur la réussite de la levée de fonds (Modèle Logit - variable dépendante : SUCCES)

| VARIABLES | (1) 24 heures | (2) un dixième | (3) un sixième | (4) un tiers |
|--------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| ABSENCE | -0.096*** (0.008) | -0.107*** (0.013) | -0.106*** (0.015) | -0.091*** (0.019) |
| LN_MONTANT | -0.144*** (0.005) | -0.144*** (0.005) | -0.144*** (0.005) | -0.144*** (0.005) |
| LN_INFO | 0.201*** (0.003) | 0.204*** (0.003) | 0.205*** (0.003) | 0.207*** (0.003) |
| LN_DUREE | -0.023** (0.012) | -0.037*** (0.012) | -0.032*** (0.012) | -0.029*** (0.012) |
| Type de porteur EF | YES | YES | YES | YES |
| Secteur EF | YES | YES | YES | YES |
| Mois EF | YES | YES | YES | YES |
| Observations | 9,382 | 9,382 | 9,382 | 9,382 |
| Wald χ^2 | 3908.30*** | 3847.41*** | 3825.80*** | 3800.90*** |
| Pseudo R2 | 0.325 | 0.320 | 0.318 | 0.316 |

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Nos résultats montrent sans conteste un effet négatif de l'absence de premiers contributeurs sur la période testée sur la variable dépendante SUCCES. Ainsi, l'absence de premiers contributeurs se traduit par une baisse en moyenne de la probabilité de réussir une levée de fonds de près de 9,6 points de pourcentage sur les premières 24 heures, 10,7 points de pourcentage sur le premier 10^{ème} du temps, 10,6 points de pourcentage sur le premier 6^{ème} du temps et de 9,1 points de pourcentage sur le premier tiers du temps. Cette estimation structurelle d'environ une dizaine de points de pourcentage suggère l'importance de l'influence des premiers contributeurs ayant des préférences révélées similaires à celles des autres contributeurs sur le réseau sur la probabilité de réussite de la levée de fonds. Conformément à nos prédictions, nous constatons un lien négatif entre l'objectif de collecte (LN_MONTANT) et la probabilité de réussite de la campagne. De même, nous constatons un lien positif entre la communication interne à la plateforme (LN_INFO) et la probabilité de réussite. En revanche, dans le cas d'Ulule notre prédiction sur la durée de la campagne s'avère infirmée. Il semble que plus la campagne est de courte durée, meilleure est la probabilité de réussite de la levée de fonds.

Dans le tableau 5, nous présentons les résultats des effets de nos mesures de centralité et de

transitivité des premiers contributeurs ainsi que celui de la vitesse, variable modératrice, sur la probabilité de succès de la levée de fonds.

Tableau 5: Effets marginaux de la centralité et de la transitivité des premiers contributeurs sur la réussite de la levée de fonds (Modèle Logit – variable dépendante : SUCCES)

| VARIABLES | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
|--------------------|----------------------|----------------------|----------------------|-----------------------|----------------------|
| | | 24 heures | un dixième | un sixième | un tiers |
| LN_DEGREE | | 2.852* (1.524) | 0.614 (0.630) | 0.772* (0.401) | 0.804*** (0.308) |
| LN_BETWEENNESS | | -2.313* (1.372) | -2.410*** (0.786) | -1.806*** (0.624) | -1.172*** (0.382) |
| LN_EIGENVECTOR | | -0.394* (0.202) | -0.174 (0.125) | -0.204** (0.103) | -0.168* (0.100) |
| LN_CLUSTERING | | 0.169*** (0.024) | 0.073*** (0.020) | 0.043** (0.020) | 0.012 (0.020) |
| LN_VITESSE | | 0.105*** (0.005) | 0.153*** (0.004) | 0.172*** (0.003) | 0.191*** (0.003) |
| LN_MONTANT | -0.144*** (0.005) | -0.091*** (0.006) | -0.059*** (0.006) | -0.044*** (0.0005) | -0.026*** (0.005) |
| LN_INFO | 0.210*** (0.003) | 0.155*** (0.004) | 0.121*** (0.003) | 0.101*** (0.003) | 0.074*** (0.003) |
| LN_DUREE | -0.031*** (0.012) | 0.001 (0.013) | -0.060*** (0.011) | -0.049*** (0.010) | -0.029*** (0.010) |
| Type de porteur EF | YES | YES | YES | YES | YES |
| Secteur EF | YES | YES | YES | YES | YES |
| Mois EF | YES | YES | YES | YES | YES |
| Observations | 9,382 | 6,315 | 8,363 | 8,688 | 8,923 |
| Wald χ^2 | 3774.60*** | 2845.04*** | 4832.68*** | 5575.16*** | 6582.57*** |
| Pseudo R2 | 0.314 | 0.385 | 0.466 | 0.512 | 0.585 |

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Conformément à nos prédictions, nous confirmons l'effet positif de la mesure de centralité LN_DEGREE et un effet négatif de LN_BETWEENNESS sur la probabilité de réussite. En effet, pour une valeur 1 du LN_DEGREE supplémentaire des premiers contributeurs lors des premières 24h, la probabilité de réussite sur ce laps de temps est multipliée par presque 3 (2,85). Le même raisonnement est valable pour les autres périodes. Pour une valeur 1 du LN_BETWEENNES supplémentaire des premiers contributeurs lors des premières 24h, la probabilité de réussite sur ce laps de temps se réduit de 2,3 fois ; et de même pour les périodes suivantes.

En revanche, par rapport à nos prédictions portant sur les premiers contributeurs pouvant être connectés avec d'autres contributeurs fortement connectés, il semble que plus cette configuration du réseau des contributeurs est présente, plus la probabilité de réussite diminue.

En effet, pour une valeur de 1 prise par LN_EIGENVECTOR, la probabilité de réussite diminue de 0,39, et ce, de même pour les autres périodes. Sur les trois premières périodes étudiées, la présence de triades formées par le premier contributeur considéré et deux autres contributeurs affecte positivement la probabilité de réussite de la levée de fonds et ce, de manière décroissante passant de 0,17 pour les 24 premières heures à 0,04 pour le sixième du temps pour une valeur de 1 prise par LN_CLUSTERING. Enfin, la vitesse de collecte sur la période considérée s'avère être un facteur modérateur d'importance et positif sur le probabilité de réussite de la levée de fonds et ce, de manière croissante avec le temps. Sur les premières 24 heures, 1 point de valeur supplémentaire de LN_VITESSE permet de faire croître la probabilité de réussite de 0,11 alors qu'à un tiers du temps cette probabilité de réussite croît de 0,19.

Dans le tableau 6, nous considérons comme variable de succès le surplus de financement collecté lors de la levée de fonds.

Tableau 6: Effets de la centralité et de la transitivité des premiers contributeurs sur la réussite de la levée de fonds (modèle Log-Log - variable dépendante : LN_DELTA)

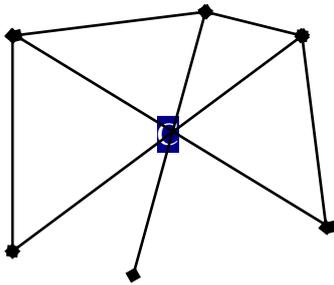
| VARIABLES | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
|--------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|-------------------------|
| | | 24 heures | un dixième | un sixième | un tiers |
| LN_DEGREE | | 1.591 (2.872) | 0.0449 (1.345) | -0.124 (1.008) | -0.163 (0.881) |
| LN_BETWEENNESS | | -0.402 (3.555) | -3.049* (1.790) | -1.272 (1.207) | 0.515 (0.887) |
| LN_EIGENVECTOR | | -0.463 (0.456) | -0.324 (0.305) | -0.270 (0.283) | -0.226 (0.259) |
| LN_CLUSTERING | | 1.172*** (0.0897) | 0.816*** (0.0656) | 0.674*** (0.0590) | 0.438*** (0.0479) |
| LN_VITESSE | | 0.342*** (0.0118) | 0.578*** (0.0111) | 0.692*** (0.0108) | 0.833*** (0.00926) |
| LN_MONTANT | -0.522*** (0.0141) | -0.334*** (0.0155) | -0.219*** (0.0126) | -0.160*** (0.0118) | -0.0787*** (0.00991) |
| LN_INFO | 0.698*** (0.0104) | 0.494*** (0.0115) | 0.377*** (0.00927) | 0.315*** (0.00872) | 0.214*** (0.00759) |
| LN_DUREE | -0.0512 (0.0325) | 0.102*** (0.0326) | -0.138*** (0.0271) | -0.0956*** (0.0244) | -0.0264 (0.0198) |
| Constant | 5.919*** (0.273) | 4.264*** (0.926) | 4.025*** (0.355) | 2.709*** (0.278) | 1.422*** (0.242) |
| Type de porteur EF | YES | YES | YES | YES | YES |
| Secteur EF | YES | YES | YES | YES | YES |
| Mois EF | YES | YES | YES | YES | YES |
| Observations | 9,382 | 6,324 | 8,364 | 8,688 | 8,923 |
| R-squared | 0.413 | 0.498 | 0.616 | 0.677 | 0.765 |
| Adj.R2 | 0.409 | 0.492 | 0.612 | 0.674 | 0.763 |
| Fisher | 94.99*** | 84.91*** | 179.49*** | 243.64*** | 389.92*** |

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

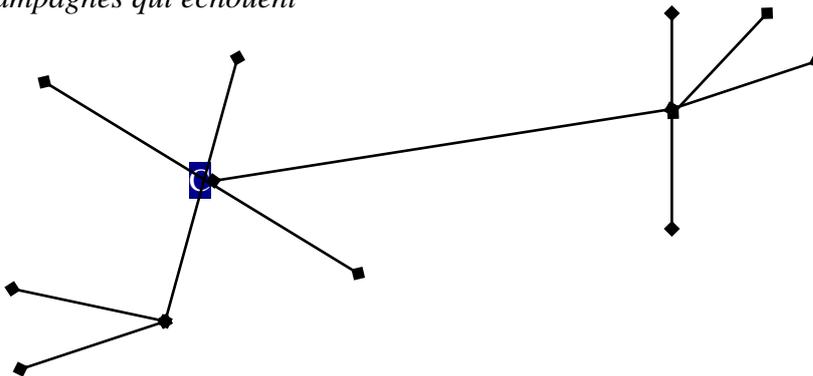
Nos résultats convergent avec ceux trouvés *supra* de manière nette avec LN_CLUSTERING et avec LN_VITESSE. La variable LN_BETWEENNESS n'est significative qu'à un dixième du temps de collecte. A titre d'exemple d'interprétation des valeurs des bêtas, si LN_CLUSTERING augmente de 1 sur les 24 premières heures, le surplus de financement obtenu augmente de 117 points de pourcentage sur cette même période. Tous ces résultats nous amènent à corroborer nos deux premières hypothèses, même si la première ne l'est que partiellement. En effet, la première hypothèse est corroborée au titre des mesures retenues LN_DEGREE et LN_CLUSTERING. L'effet négatif constaté au travers de la mesure LN_EIGENVECTOR nous conduit à nuancer la forme attendue du réseau des contributeurs sur Ulule. En effet, pour les projets qui réussissent, nous sommes en présence d'un réseau formé par des triades fermées (*clusters*) qui relient les premiers contributeurs considérés aux autres contributeurs. Ces mêmes premiers contributeurs sont connectés à de nombreux autres contributeurs sur le réseau (*degree*), sont moins fréquemment de courts passages avec d'autres contributeurs (*betweenness*) et sont peu connectés avec des contributeurs fortement connectés avec d'autres contributeurs (*eigenvector*). Cette forme de réseau très compacte avec la présence de cliques importantes renvoie à la notion de liens forts au sens de Granovetter (1983), où les premiers contributeurs sur Ulule semblent fortement connectés à d'autres contributeurs aux préférences révélées communes et non des connaissances, ce qui est le propre des liens faibles. La figure 4 propose une schématisation de cette forme de réseau. Inversement, les campagnes qui ont échoué peuvent être expliquées par la présence de premiers contributeurs qui sont connectés aux autres dans des triades interdites, c'est-à-dire non fermées, faiblement connectés aux autres contributeurs tout en étant plus fréquemment un plus court passage entre des personnes, qui sont elles-mêmes fortement connectées à d'autres personnes fortement connectées.

Figure 4 : Représentation synthétique des réseaux des premiers contributeurs

Campagnes qui réussissent



Campagnes qui échouent



Concernant nos hypothèses 3 et 4 qui apprécient l'effet médiateur de la vitesse sur la réussite, nous analysons les effets résiduels de nos mesures de topologie sur la vitesse de collecte sur la période considérée. Ainsi, nos résultats présentés dans le tableau 7 montrent des effets quelque peu différents sur la vitesse comparativement à ceux trouvés sur la réussite, nous conduisant ainsi à ne corroborer que partiellement notre troisième hypothèse pour la mesure de transitivité. Les mesures de centralité ont des effets inverses à ceux attendus. En effet, les premiers contributeurs restent connectés aux autres contributeurs *via* des triades fermées car, par exemple, sur les premières 24 heures si LN_CLUSTERING augmente de 1, la vitesse de collecte croît de 0,94. Cette tendance est croissante à mesure que la durée considérée pour la vitesse augmente pour atteindre 1,52 au premier tiers du temps. En revanche, concernant les variables de centralité, nous constatons une influence inverse à celles escomptées : si LN_DEGREE augmente de 1, la vitesse de collecte se réduit de 5,48 sur les premières 24h et ce, avec une même tendance sur les trois autres périodes considérées. De même, si

LN_BETWEENNESS augmente de 1, la vitesse de collecte augmente de près de 4 sur le 6^{ème} du temps et de 6,4 sur le premier tiers du temps imparti.

Tableau 7: Effets de la centralité et de la transitivité des premiers contributeurs sur la vitesse de collecte des fonds (Modèle Log-Log – variable dépendante : LN_VITESSE)

| VARIABLES | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
|--------------------|-----------|-----------|------------|------------|-----------|
| | | 24 heures | Un dixième | un sixième | Un tiers |
| LN_DEGREE | | -5.482* | -4.247*** | -6.066*** | -5.743*** |
| | | (2.815) | (1.615) | (1.408) | (1.343) |
| LN_BETWEENNESS | | 5.211 | 1.137 | 4.014** | 6.403*** |
| | | (4.017) | (1.965) | (1.581) | (1.506) |
| LN_EIGENVECTOR | | -0.147 | -0.246 | 0.258 | 0.0342 |
| | | (0.483) | (0.473) | (0.400) | (0.377) |
| LN_CLUSTERING | | 0.935*** | 1.275*** | 1.384*** | 1.515*** |
| | | (0.0540) | (0.0491) | (0.0514) | (0.0547) |
| LN_MONTANT | -0.334*** | -0.462*** | -0.508*** | -0.527*** | -0.548*** |
| | (0.0147) | (0.0141) | (0.0128) | (0.0123) | (0.0120) |
| LN_INFO | 0.223*** | 0.169*** | 0.308*** | 0.343*** | 0.394*** |
| | (0.00969) | (0.0104) | (0.00943) | (0.00920) | (0.00919) |
| LN_DUREE | -0.246*** | -0.262*** | 0.112*** | 0.0887*** | 0.0138 |
| | (0.0314) | (0.0328) | (0.0285) | (0.0272) | (0.0263) |
| Constant | 3.646*** | 6.516*** | 5.463*** | 5.964*** | 6.383*** |
| | (0.246) | (0.893) | (0.464) | (0.421) | (0.394) |
| Type de porteur EF | YES | YES | YES | YES | YES |
| Secteur EF | YES | YES | YES | YES | YES |
| Mois EF | YES | YES | YES | YES | YES |
| Observations | 9,382 | 6,324 | 8,364 | 8,688 | 8,923 |
| R-squared | 0.284 | 0.340 | 0.386 | 0.424 | 0.469 |
| Adj.R2 | 0.279 | 0.332 | 0.380 | 0.419 | 0.465 |
| Fisher | 52.81*** | 44.06*** | 70.34*** | 85.52*** | 105.56*** |

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

4.3. Tests de robustesse

Pour tester la robustesse de nos résultats, nous procédons à deux types de tests : au moyen, d'abord, d'une décomposition de la mesure de la vitesse, puis en intégrant dans nos régressions une variable qui permet d'apprécier les contributions antérieures des premiers contributeurs.

Dans notre première série de tests de robustesse, nous déclinons notre variable de vitesse au travers de trois variables afin de mieux capturer la nature de cette dernière. Ces trois variables sont les suivantes : LN_SOM_LEVEE correspond à la somme des fonds levés sur la période désignée (normalisé sur la base du logarithme +1). LN_NB_INDIV correspond au nombre d'individus qui ont contribué à la levée de fonds lors de la période désignée (normalisé sur la base du logarithme +1). LN_NB_CONTRIB correspond au nombre de contributions qui ont été

réalisées sur la période désignée (normalisé sur la base du logarithme +1). Nos résultats, présentés dans le tableau 8, ne sont pas affectés par cette déclinaison de la vitesse. Les variables de topologie des premiers contributeurs influencent dans le même sens la réussite des levées de fonds. Quant aux trois variables retenues, le montant collecté influence positivement les deux variables dépendantes de manière croissante à mesure que la période considérée s'étend. Le nombre de contributions constaté sur le premier tiers de temps affecte positivement la probabilité de succès, alors qu'un résultat inverse est constaté sur les trois premières périodes pour le surplus de financement. Ce surplus de financement est d'autant plus faible aux premiers temps de la collecte que le nombre de contributions est élevé, ce qui limite la mobilisation des contributeurs. Ce résultat contraste quelque peu avec « l'effet Matthieu », identifié dans la littérature et repris dans Faraj et Johnson (2011), qui postule assez bibliquement que les contributions iront aux plus « riches ».

Pour notre seconde série de tests de robustesse, nous tenons compte de l'antériorité de la mobilisation des premiers contributeurs au moyen de la variable LN_NB_CONTRIB_ANT, qui correspond au nombre de contributions des premiers contributeurs avant la période de contribution considérée (normalisé sur la base du logarithme +1). Nos résultats sont présentés dans le tableau 9 et confortent les résultats précédemment identifiés. Nous notons que les contributions antérieures des premiers contributeurs n'ont pas d'effets direct sur le succès de la levée de fonds, mais un effet indirect qui passe par le canal de la vitesse de collecte en étant d'autant plus important et ce, de manière positive, dans les premières 24 heures pour s'affaiblir progressivement sur les trois autres périodes.

5. Discussion des résultats

Ce travail contribue à la littérature sur le crowdfunding en améliorant la connaissance du réseau social interne des contributeurs comme déterminants du succès ou de l'échec. En étudiant

l'appariement des contributeurs entre eux au sein du réseau, nous revisitons les enseignements de Granovetter (1983) en montrant que dans le cas spécifique du *reward crowdfunding*, marqué par des levées de fonds pour des montants relativement modestes, l'importance des liens faibles entre les contributeurs permet plutôt d'expliquer l'échec des campagnes que la réussite. En effet, à travers l'analyse des réseaux mensuels nous montrons que le succès des campagnes est le fait des premiers contributeurs encadrés dans de solides relations transitives (liens forts) avec d'autres contributeurs. Ce réseau de proximité dense se caractérise par des préférences révélées communes propre à leur sous-communauté, qui elle-même est relativement éloignée d'autres sous-communautés qui peuvent être toutes aussi denses. Ce résultat rejoint les travaux de Calic et Mosakowski (2016) qui soulignent l'importance des orientations communes positives en termes notamment de développement durable dans le succès de la levée de fonds. En complément, les premiers contributeurs qui facilitent la réussite de la levée de fonds se trouvent relativement peu souvent en position de jonction entre ces différentes sous-communautés.

Par ailleurs, nos résultats vont plus loin que l'étude initiée par Colombo *et al.* (2015) qui postulent l'importance de la vitesse de collecte dans le premier sixième du temps. Nous montrons que la vitesse est un facteur explicatif de la réussite en début de période surtout dans les tous premiers temps comme les 24 premières heures, le premier dixième du temps et de manière plus diffuse sur le premier tiers du temps. Ces résultats confortent les constats d'Arnaud Burgot – Directeur Général d'Ulule - qui souligne l'importance des premières contributions et des contributions de dernières minutes, donnant ainsi à la collecte une forme en U⁵. Il explique ce phénomène par l'importance des contributions du premier cercle en début de campagne comme l'ont testé Butticiè *et al.* (2017), Cordova *et al.* (2015), Mollick (2014) et

⁵ <https://community.ulule.com/topics/la-courbe-en-u-du-crowdfunding-fonds-collectes-au-fur-et-a-mesure-de-lancement-dune-campagne-7857/>

Mollick & Nanda (2015).

En étudiant l'autre face du marché biface d'Ulule à l'inverse de Butticè *et al.* (2017) qui s'intéressent au capital social interne des porteurs de projets en série, nos analyses sur les contributeurs en série montrent l'effet sur la vitesse des contributions antérieurs qui permettent de manière indirecte la réussite des levées de fonds.

6. Conclusion

Dans ce papier, nous cherchons à expliquer le succès des campagnes de *reward crowdfunding* en cernant mieux les conditions de mise en place de l'effet d'entraînement que peut générer l'occurrence d'un montant collecté en début de campagne relativement important. Notre point de vue est que ces conditions sont à rechercher dans la manière dont les caractéristiques des campagnes sont à même de rencontrer les attentes d'une fraction importante des utilisateurs de la plateforme et de les mobiliser. Ceci est accompli en deux temps. Le premier consiste à toucher des individus dont les préférences correspondent à ce que la campagne est capable d'offrir. Le second consiste à les motiver à appuyer financièrement le projet. Pour appréhender la chose, nous utilisons les outils conceptuels et mathématiques de l'analyse des réseaux sociaux. Nous reconstituons une image de l'articulation des préférences communes des utilisateurs d'une plateforme de crowdfunding française, Ulule, à partir de leur comportement en matière de soutiens à quelques 9415 campagnes. Sur cette base nous établissons sur un rythme mensuel, en considérant pour tenir compte d'éventuel changement dans les goûts des individus un recul de 9 mois, une série de réseaux dans lesquels les liens sont formalisés autour du fait d'avoir soutenu au moins une campagne en commun. Des mesures topologiques de la situation des contributeurs de début de campagne au sein de ces réseaux un mois avant le lancement de celle-ci sont alors utilisées pour expliquer son succès (ou son échec). Nous

cherchons à distinguer s'il est plus intéressant d'attirer dans un premier temps des individus insérés dans des communautés aux goûts homogènes et marqués ou des individus aux goûts moins marqués susceptibles d'être liés à plusieurs communautés pouvant à terme faire masse. Dans le premier cas, pour prendre une analogie avec le cadre proposé par Granovetter (1983), les liens de préférence forts entre les premiers contributeurs et une communauté d'individus, qui se manifestent par une position dans un secteur dense du réseau, permettraient de mobiliser ces derniers à soutenir également la campagne. Dans le second, les liens de préférences faibles qu'entretiennent les premiers contributeurs avec plusieurs communautés d'individus, qui se manifestent par une position dans un secteur clairsemé du réseau, permettraient de faire découvrir à des individus plus différents le projet et les amèneraient à soutenir le projet. Il apparaît que c'est la première alternative qui se vérifie dans le cadre d'Ulule. Ainsi, les liens de préférences communes forts des premiers contributeurs apparaissent être recherchés par les porteurs de projets de manière à enclencher la dynamique de succès assurée par un bon début de campagne. Ils peuvent le réaliser en spécialisant les contreparties offertes et en ciblant leur communication. Pour cela, une connaissance préalable de la cible semble être acquise au travers de l'expérience de la plateforme.

Parmi les applications managériales envisageables de ce travail, un algorithme de recommandations pourrait être construit pour Ulule afin d'améliorer l'appariement entre les contributeurs et les porteurs de projets. En effet, à l'instar de Google pour les recommandations de vidéo sur Youtube, un système de recommandations des projets pourrait être envisagé en fonction des comportements de financements antérieurs des contributeurs. Par ailleurs, l'identification des premiers contributeurs, permettant l'accélération du succès de la levée de fonds, qui sont les plus centraux ou qui ont le degré de clustering le plus élevé dans le réseau mériterait d'être exploité sur le site d'Ulule pour les rendre visibles afin qu'ils puissent

influencer les autres potentiels contributeurs.

Nos travaux présentent néanmoins certaines limites qui invitent à de nouvelles investigations. Tout d'abord, même si le nombre de campagne étudiée est très important, notre étude ne concerne qu'une seule plateforme. Il serait intéressant de répliquer notre méthodologie sur d'autres plateformes traitant d'autres types projets et de voir si le mode de fonctionnement mis en évidence est le même ou si des spécificités liées à la fois au public de la plateforme, à son organisation ou simplement aux types de projets qui y sont négociés changent les résultats. Ensuite, il serait intéressant de mieux comprendre comment se forment les communautés qu'il faut mobiliser pour assurer le succès des campagnes. Comment se forment-elles ? Comment sont-elles organisées ? Quelle est la place des premiers contributeurs en leur sein ? Agissent-ils comme leaders d'opinion, comme simple vecteur d'informations ou juste comme individus représentatifs ?

RÉFÉRENCES

- Afriat, S. The construction of a utility function from expenditure data. *International Economic Review*, 8(1), 67-77.
- Agrawal, A., Catalini, C. & Goldfarb, A. (2014). Some Simple Economics of Crowdfunding. In J. Lerner & S. Stern (Eds.), *NBER book series: Innovation Policy and the Economy* (Vol. 14). Chicago: University of Chicago Press.
- Agrawal, A., Catalini, C. & Goldfarb, A. (2015). Crowdfunding: Geography, Social Networks, and the Timing of Investment Decisions. *Journal of Economics and Management Strategy*, 24(2), 253-274.
- Ahlers, G., Cumming, D., Gunther, C. & Schweizer, D., (2015). Signaling in equity crowdfunding. *Entrepreneurship Theory Practice*, 39(4), 955–980.
- Allmayer, S. & Winkler, H. (2013). Interface management research in supplier-customer relationships: findings from a citation analysis of international literature. *Journal of Business Economics*, 83(9), 1015-1061.
- Belleflamme, P., Lambert, T. & Schwienbacher, A. (2014). Crowdfunding: Tapping the Right Crowd. *Journal of Business Venturing*. 29(5), 585–609.
- Berg, J., Dickhaut, J. & McCabe, K. (1995). Trust, Reciprocity and Social History, *Games and Economic Behavior*, 10(1), 122-142.
- Beshears, J., Choi, J., Laibson, D. & Madrian, B. (2008). How are preferences revealed? *Journal of Public Economics*. 92(8-9), 1787-1794.
- Bœuf, B., Darveau, J. & Legoux, R. (2014). Financing Creativity: Crowdfunding as a New Approach for Theatre Projects. *International Journal of Arts Management*, 16(3), 33-48.
- Bohnet, I. & Croson, R. (2004). Trust and Trustworthiness, *Journal of Economic Behavior and Organization*, 55(4), 443-445.

- Bommarito II, M., Katz, D. Zelner, J. & Fowler, H. (2010). Distance measures for dynamic citation networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 389(19), 4201-4208.
- Bruton, G., Khavul S., Siegel, D. & Wright, M. (2015). New Financial Alternatives in Seeding Entrepreneurship: Microfinance, Crowdfunding, and Peer-to-Peer Innovations. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 39(1), 9-26.
- Burt, R. (1980). Models of Network Structure. *Annual Reviews of Sociology*, 6(1), 79–141.
- Burt, R. (1992). Structural holes: the structure of social capital competition. *Cambridge Harvard University Press*.
- Burt, R., (2004). Structural holes and good ideas. *American Journal of Sociology*, 110(2), 349-399.
- Burtch, G., Ghose, A. & Wattal, S. (2013). An Empirical Examination of the Antecedents and Consequences of Contribution Patterns in Crowd-Funded Markets. *Information System Ressources*, 24(3), 499-519.
- Butticiè, V., Colombo, G.M., & Wright, M. (2017). Serial Crowdfunding, Social Capital, and Project Success. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 41(2), 183-207.
- Calic, G. & Mosakowski, E. (2016). Kicking off social entrepreneurship: how a sustainability orientation influences crowdfunding success. *Journal of Management Studies*, 53(5), 738-767.
- Cherchye, L., DeRock, B., Lewbel, A. & Veremeulen, F. (2015). Sharing rule identification for general collective consumption models. *Econometrica*, 83(5), 2001-2041.
- Chiong, K. (2015). Essays in social and economic network, *Dissertation thesis*, Caltech University.
- Colombo, M., Franzoni, C. & Rossi-Lamastra, C. (2015). Internal Social Capital and the Attraction of Early Contributions in Crowdfunding. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 39(1), 75-100.
- Cordova, A., Dolci, J. & Gianfrate, G. (2015), The determinants of crowdfunding success: evidence from technology projects. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 181, 115–124.
- Crawford, I. & De Rock, B. (2014). Empirical revealed preference. *Annual Review of Economics*, 6, 503-524.
- Cumming, D., Hornuf, L., Schweizer, D. & Karami, M. (2016). Disentangling Crowdfunding from Fraudfunding. *Working paper*, https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2828919
- De Larquier, G. (1997). Principes des marchés régis par appariement. *Revue Economique*, 48(6), 1409-1438.
- De Paula, A., Richards-Shubik, S. & Tamer, E. (2018). Identifying preferences in networks with bounded degree, *Econometrica*. 86(1), 263-288.
- De Solla Price, D. (1965). Networks of scientific papers. *Science*. 149, 510-515.
- Easley, D. & Kleinberg, J. (2010). Networks, crowds and markets: reasoning about a highly connected world. *Cambridge University Press*.
- Gee, L., Jones, J., Fariss, C., Burke, M. & Fowler, J. (2017). The paradox of weak tie in 55 countries. *Journal of Economic Behavior & Organization*. 133(1), 362-372.
- Getz, M. & Huang, Y. (1978). Consumer revealed preference for environmental goods. *The Review of Economics and Statistics*, 60(3), 449-458.
- Granovetter, M. (1973). The strength of weak ties. *American Journal of Sociology*. 78(6), 1360-1380.
- Granovetter, M. (1983). The strength of weak ties: a network theory revisited. *American Sociological Theory*. 1(6), 201-233.
- Granovetter, M. (1995). Getting a job: a study of contacts and careers. *The University of Chicago Press Book*.
- Greenberg, J. & Mollick, E. (2017). Activist choice homophily and crowdfunding of female founders. *Administrative Science Quarterly*, 62(2), 341-374.
- Halaburda, H., Piskorski, M. & Yildirim, P. (2017). Competing by restricting choice: the case of search platforms. *Management Science*, forthcoming.
- Heider, F. (1946). Attitudes and cognitive organization. *The Journal of Psychology*, 21(1), 107-112.
- Hôrisch, J. (2015). Crowdfunding for environmental ventures: an empirical analysis of the influence of environmental orientation on the success of crowdfunding initiatives. *Journal of Cleaner Production*. 107, 636-645.

- Hu, Y. (2006). Efficient and high quality force-directed graph drawing. *The Mathematica Journal*, 10(1), 37-71.
- Jackson, M. (2008). *Social and economic networks*. Princeton press.
- Jaeger, S., Wakeling, I. & Mac Fie, H. (2000). Behavioural extensions to preference mapping the role of synthesis. *Food Quality and Preference*. 11, 349-359.
- Kuppuswamy, V. & Bayus, B. (2017). Does my Contribution Matter? An Analysis of the Kickstarter Crowdfunding Community. *Journal of Business Venturing*, 32(1), 72-89.
- Lin, N. (2001). *Social capital: a theory of social structure and action*. Cambridge University Press.
- Manski, C. (1993). Identification of endogenous social effects: the reflection problem. *Review of Economic Studies*, 60(3), 531-542.
- Mayer, A. (2012). The structure of social networks and labour market success. *Applied Economics Letters*. 19(13), 1271-1274.
- Medo, M. (2013). Network-based information: iterating algorithms ranking and recommendation. *Dynamics on and of complex networks*. 2, 315-334, Springer New York.
- Meer, J. (2014). Effects of the Price of Charitable Giving: Evidence from an Online Crowdfunding Platform. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 103, 113–124.
- Mollick, E. & Nanda, R. (2015). Wisdom or Madness? Comparing Crowds with Expert Evaluation in Funding the Arts. *Management Science*. 62 (6). 1533-1553.
- Mollick, E. (2014). The Dynamics of Crowdfunding: An Exploratory Study. *Journal of Business Venturing*, 29(1), 1-16.
- Nelson, P. (1970). Information and Consumer Behavior, *Journal of Political Economy*. 78(2). p. 311-329.
- Newman, M. (2001.a). Scientific collaboration networks. I. Network construction and fundamental results. *Physical Review E*, 64 (1), 016131, 1-8.
- Newman, M. (2001.b). Scientific collaboration networks. II. Shortest paths, weighted networks and centrality. *Physical Review E*, 64 (1), 016132, 1-7.
- Ordanini, A., Miceli, L., Pizzetti, M. & Parasuraman, A. (2011). Crowdfunding: Transforming Customers into Investors through Innovative Service Platforms. *Journal of Service Management*, 22(4), 443-470.
- Parhankangas, A. & Renko, M. (2017). Linguistic style and crowdfunding success among social and commercial entrepreneurs. *Journal of Business Venturing*. 32, 215–236
- Pinski, G & Narin, F. (1976). Citation influence of journal aggregates of scientific publications: theory, with application to the literature of physics. *Information Processing and Management*, 12(5), 297-312.
- Roma, P., Petruzzelli, A.M. & Perrone, G. (2017). From the crowd to the market: The role of reward-based crowdfunding performance in attracting professional investors. *Research Policy*. 46, 1606–1628
- Roth, A. & Sotomayor, M. (1992). Two-sided matching. *Handbook of Game Theory*, Elsevier Science Publisher, 1, 485-541.
- Samuelson, P. (1948). Consumption Theory in terms of revealed Preference. *Economica*, 15(60), 243-253.
- Short, J.C., Ketchen, D.J.Jr., McKenny, A.F., Allison, T.H. & Ireland, R.D. (2017). Research on Crowdfunding: Reviewing the (Very Recent) Past and Celebrating the Present. . *Entrepreneurship Theory and Practice*, 41(2), 149-160
- Subirana, B. & Carvajal, P. (2000). Transaction streams: theory and examples related to confidence in internet-based electronic commerce. *Journal of Information Technology*, 15(1), 3-16.
- Varian, H. Revealed preference. *Samuelsonian economics and the twenty-first century*, 99-115, Oxford.
- Watts, D. & Strogatz, S. (1998). Collective Dynamics of ‘Small-World’ Networks. *Nature*, 393, 440-442.
- Yu, F., Zeng, A., Gillard, S. & Medo, M. (2016). Network-based recommendation algorithms: A review. *Physica A: Mechanics and its applications*. 452(15), 192-208.
- Zheng, H., Li, D., Wu, J. & Xu, Y. (2014). The role of multidimensional social capital in crowdfunding: A comparative study in China and US. *Information & Management*, 51(4), 488–496.

Annexe 1 : Sélection des observations retenues pour l'étude

| <i>Etapes</i> | <i>Actions</i> | <i>Observations</i> | <i>dates de couverture</i> |
|---------------|---|--|---|
| 1 | La plateforme Ulule diffuse une base de données comprenant des informations détaillées sur les projets de campagnes (aboutis ou non) et les contributions réalisées, | projets : 37 464 contributions : 1 041 178 | juillet 2010 – avril 2016 (71 mois) |
| 2 | <u>Tri sur la base projet :</u> <ul style="list-style-type: none"> • les campagnes mises en ligne, • les campagnes achevées, | projets : 19 630 | juillet 2010 – avril 2016 (71 mois) |
| 3 | <u>Tri sur la base contributions :</u> <ul style="list-style-type: none"> • les contributions dont le montant est renseigné, • Les contributions pour lesquels l'identifiant du contributeur est disponible, | contributions : 1 018 028 | juillet 2010 – avril 2016 (71 mois) |
| 4 | <u>Calcul des variables de réseaux :</u> <ul style="list-style-type: none"> • Les matrices d'incidence (contributeurs / projets) deviennent trop grosses pour être traitées à partir d'août 2015, • Le temps de calcul nécessaire pour déterminer les valeurs des variables d'intérêt conduit à limiter la base à septembre 2014, • Les variables d'intérêt ne peuvent pas être calculées pour le mois 1, | projets : 10 439 | juillet 2010 – septembre 2014 (52 mois) |
| 5 | <u>Nettoyage des données :</u> <ul style="list-style-type: none"> • Objectif de la campagne renseigné et différent de zéro, • Liste des contributions renseignées, • Somme des contributions égale au montant levé, • Nombre de contributions antérieures des contributeurs à date disponible, | projets : 9 425 | juillet 2010 – septembre 2014 (52 mois) |

Annexe 2: Matrices de corrélations entre les variables

| | lnMONTANT | lnINFO | lnDUREE | DEGRE 24 | BETWEEN 24 | EIGEN 24 | CLUSTERING 24 | LN_VITESSE 24 |
|----------------|-----------|--------|---------|-------------|---------------|-------------|------------------|------------------|
| lnMONTANT | 1.0000 | | | | | | | |
| lnINFO | 0.3180 | 1.0000 | | | | | | |
| lnDUREE | 0.4665 | 0.2018 | 1.0000 | | | | | |
| DEGRE_24 | 0.1503 | 0.3588 | -0.0305 | 1.0000 | | | | |
| BETWEENNESS_24 | 0.0978 | 0.2334 | -0.0307 | 0.6732 | 1.0000 | | | |
| EIGENVECTOR_24 | 0.0296 | 0.0821 | -0.0055 | 0.2461 | 0.1869 | 1.0000 | | |
| CLUSTERING_24 | 0.0657 | 0.2136 | -0.0302 | 0.7777 | 0.2757 | 0.0373 | 1.0000 | |
| LN_VITESSE_24 | -0.1896 | 0.2004 | -0.1866 | 0.6387 | 0.3761 | 0.0634 | 0.6537 | 1.0000 |

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

| | lnMONTANT | lnINFO | lnDUREE | DEGRE 10 | BETWEEN 10 | EIGEN 10 | CLUSTERING 10 | LN_VITESSE 10 |
|----------------|-----------|--------|---------|-------------|---------------|-------------|------------------|------------------|
| lnMONTANT | 1.0000 | | | | | | | |
| lnINFO | 0.3180 | 1.0000 | | | | | | |
| lnDUREE | 0.4665 | 0.2018 | 1.0000 | | | | | |
| DEGRE_10 | 0.2185 | 0.4259 | 0.0648 | 1.0000 | | | | |
| BETWEENNESS_10 | 0.1751 | 0.3033 | 0.0747 | 0.7380 | 1.0000 | | | |
| EIGENVECTOR_10 | 0.0193 | 0.0912 | 0.0332 | 0.2579 | 0.1526 | 1.0000 | | |
| CLUSTERING_10 | 0.1098 | 0.2416 | 0.0481 | 0.6139 | 0.2396 | 0.0012 | 1.0000 | |
| LN_VITESSE_10 | -0.1261 | 0.3595 | -0.0010 | 0.5476 | 0.3521 | 0.0497 | 0.5206 | 1.0000 |

| | lnMONTANT | lnINFO | lnDUREE | DEGRE 6 | BETWEEN 6 | EIGEN 6 | CLUSTERING 6 | LN_VITESSE 6 |
|---------------|-----------|--------|---------|------------|--------------|------------|-----------------|-----------------|
| lnMONTANT | 1.0000 | | | | | | | |
| lnINFO | 0.3180 | 1.0000 | | | | | | |
| lnDUREE | 0.4665 | 0.2018 | 1.0000 | | | | | |
| DEGRE_6 | 0.2125 | 0.4233 | 0.0510 | 1.0000 | | | | |
| BETWEENNESS_6 | 0.1763 | 0.3135 | 0.0622 | 0.7688 | 1.0000 | | | |
| EIGENVECTOR_6 | 0.0241 | 0.0995 | 0.0534 | 0.2545 | 0.1338 | 1.0000 | | |
| CLUSTERING_6 | 0.0966 | 0.2358 | 0.0152 | 0.5534 | 0.2410 | -0.0131 | 1.0000 | |
| LN_VITESSE_6 | -0.1663 | 0.3787 | -0.0429 | 0.5069 | 0.3519 | 0.0334 | 0.4696 | 1.0000 |

| | lnMONTANT | lnINFO | lnDUREE | DEGRE 3 | BETWEEN 3 | EIGEN 3 | CLUSTERING 3 | LN_VITESSE 3 |
|---------------|-----------|--------|---------|------------|--------------|------------|-----------------|-----------------|
| lnMONTANT | 1.0000 | | | | | | | |
| lnINFO | 0.3180 | 1.0000 | | | | | | |
| lnDUREE | 0.4665 | 0.2018 | 1.0000 | | | | | |
| DEGRE_3 | 0.2156 | 0.4179 | 0.0649 | 1.0000 | | | | |
| BETWEENNESS_3 | 0.1886 | 0.3263 | 0.0685 | 0.7988 | 1.0000 | | | |
| EIGENVECTOR_3 | 0.0240 | 0.1091 | 0.0663 | 0.2470 | 0.1186 | 1.0000 | | |
| CLUSTERING_3 | 0.0825 | 0.2306 | -0.0112 | 0.4845 | 0.2440 | -0.0249 | 1.0000 | |
| LN_VITESSE_3 | -0.2024 | 0.4102 | -0.0918 | 0.4582 | 0.3473 | 0.0244 | 0.4236 | 1.0000 |

Tableau 10 : Effets de la nature de la vitesse sur la réussite des levées de fonds (modèle Logit pour la variable dépendante SUCCES et modèle Log-Log pour la variable dépendante LN_DELTA)

| VARIABLES | (1) SUCCES 24 heures | (2) SUCCES un dixième | (3) SUCCES un sixième | (4) SUCCES un tiers | (5) LN_DELTA 24 heures | (6) LN_DELTA un dixième | (7) LN_DELTA un sixième | (8) LN_DELTA un tiers |
|--------------------|----------------------------|-----------------------------|-----------------------------|---------------------------|------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-----------------------------|
| LN_DEGREE | 2.989* (13.81) | 0.635 (6.093) | 0.780* (4.357) | 0.851*** (4.004) | 2.093 (3.013) | 0.654 (1.422) | 0.334 (1.053) | 0.586 (0.900) |
| LN_BETWEENNESS | -2.439* (12.27) | -2.435*** (7.493) | -1.789*** (6.421) | -1.171*** (4.700) | -1.656 (3.576) | -4.771*** (1.781) | -2.278* (1.272) | -0.679 (0.908) |
| LN_EIGENVECTOR | -0.400* (1.815) | -0.161 (1.244) | -0.210** (1.076) | -0.182* (1.252) | -0.354 (0.455) | -0.135 (0.288) | -0.195 (0.267) | -0.217 (0.248) |
| LN_CLUSTERING | 0.177*** (0.223) | 0.073*** (0.202) | 0.030 (0.221) | -0.008 (0.260) | 1.183*** (0.0885) | 0.753*** (0.0639) | 0.582*** (0.0576) | 0.315*** (0.0472) |
| LN_SOM_LEVEE | 0.077*** (0.0479) | 0.126*** (0.0575) | 0.138*** (0.0659) | 0.153*** (0.0796) | 0.342*** (0.0142) | 0.604*** (0.0145) | 0.706*** (0.0138) | 0.815*** (0.0118) |
| LN_NB_INDIV | 0.028 (0.291) | -0.005 (0.249) | -0.004 (0.260) | -0.015 (0.262) | 0.0999 (0.0966) | 0.0292 (0.0716) | 0.0279 (0.0651) | -0.0543 (0.0494) |
| LN_NB_CONTRIB | -0.044 (0.286) | 0.009 (0.253) | 0.033 (0.265) | 0.061*** (0.271) | -0.293*** (0.0959) | -0.228*** (0.0731) | -0.193*** (0.0664) | -0.0525 (0.0518) |
| LN_MONTANT | -0.161*** (0.0606) | -0.187*** (0.0617) | -0.195*** (0.0668) | -0.200*** (0.0776) | -0.593*** (0.0154) | -0.718*** (0.0124) | -0.772*** (0.0112) | -0.830*** (0.00919) |
| LN_INFO | 0.157*** (0.0465) | 0.122*** (0.0414) | 0.100*** (0.0422) | 0.070*** (0.0452) | 0.498*** (0.0115) | 0.383*** (0.00943) | 0.319*** (0.00882) | 0.219*** (0.00770) |
| LN_DUREE | 0.006 (0.109) | -0.061*** (0.110) | -0.053*** (0.110) | -0.033*** (0.120) | 0.0825** (0.0324) | -0.134*** (0.0264) | -0.0973*** (0.0237) | -0.0336* (0.0191) |
| Constant | | | | | 5.663*** (0.991) | 6.364*** (0.411) | 5.731*** (0.306) | 5.006*** (0.247) |
| Type de porteur EF | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| Secteur EF | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| Mois EF | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| Observations | 6,315 | 8,363 | 8,688 | 8,923 | 6,324 | 8,364 | 8,688 | 8,923 |
| Wald χ^2 | 2810.14*** | 4768.25*** | 5536.80*** | 6585.14*** | | | | |
| Pseudo R2 | 0.380 | 0.460 | 0.509 | 0.585 | | | | |
| R-squared | | | | | 0.507 | 0.631 | 0.693 | 0.778 |
| Adj.R2 | | | | | 0.501 | 0.628 | 0.690 | 0.776 |
| Fisher | | | | | 85.70*** | 186.74*** | 255.22*** | 408.26*** |

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tableau 11 : Effets de la mobilisation antérieure des premiers contributeurs sur nos trois variables dépendantes

| VARIABLES | (1) SUCCES 24 heures | (2) SUCCES un dixième | (3) SUCCES un sixième | (4) SUCCES un tiers | (5) LN_DELTA 24 heures | (6) LN_DELTA un dixième | (7) LN_DELTA un sixième | (8) LN_DELTA un tiers | (9) LN_VITESSE 24 heures | (10) LN_VITESSE un dixième | (11) LN_VITESSE un sixième | (12) LN_VITESSE un tiers |
|--------------------|----------------------------|-----------------------------|-----------------------------|---------------------------|------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-----------------------------|--------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|--------------------------------|
| LN_DEGREE | 3.219** (14.24) | 0.619 (6.114) | 0.731* (4.305) | 0.751** (3.842) | 1.468 (2.854) | 0.191 (1.366) | -0.0796 (1.010) | -0.165 (0.884) | -5.482* (2.815) | -4.247*** (1.615) | -6.066*** (1.408) | -5.743*** (1.343) |
| LN_BETWEENNESS | -2.490* (12.80) | -2.411*** (7.609) | -1.782*** (6.699) | -1.127*** (4.784) | -0.359 (3.545) | -3.113* (1.804) | -1.298 (1.207) | 0.517 (0.890) | 5.211 (4.017) | 1.137 (1.965) | 4.014** (1.581) | 6.403*** (1.506) |
| LN_EIGENVECTOR | -0.412** (1.794) | -0.173 (1.220) | -0.209** (1.102) | -0.182* (1.255) | -0.470 (0.455) | -0.304 (0.308) | -0.262 (0.285) | -0.227 (0.260) | -0.147 (0.483) | -0.246 (0.473) | 0.258 (0.400) | 0.0342 (0.377) |
| LN_CLUSTERING | 0.167*** (0.219) | 0.073*** (0.195) | 0.044** (0.214) | 0.013 (0.246) | 1.176*** (0.0914) | 0.812*** (0.0663) | 0.672*** (0.0595) | 0.438*** (0.0482) | 0.935*** (0.0540) | 1.275*** (0.0491) | 1.384*** (0.0514) | 1.515*** (0.0547) |
| LN_VITESSE | 0.106*** (0.0494) | 0.153*** (0.0470) | 0.171*** (0.0528) | 0.189*** (0.0648) | 0.340*** (0.0127) | 0.580*** (0.0117) | 0.693*** (0.0113) | 0.833*** (0.00961) | | | | |
| LN_NB_CONTRIB_ANT | -0.005 (0.0603) | -0.0002 (0.0402) | 0.002 (0.0373) | 0.004 (0.0360) | 0.00540 (0.0135) | -0.00728 (0.00817) | -0.00280 (0.00702) | 0.000140 (0.00579) | 0.354*** (0.0145) | 0.264*** (0.00961) | 0.230*** (0.00854) | 0.204*** (0.00776) |
| LN_MONTANT | -0.090*** (0.0598) | -0.059*** (0.0554) | -0.045*** (0.0576) | -0.027*** (0.0617) | -0.335*** (0.0156) | -0.217*** (0.0128) | -0.159*** (0.0120) | -0.0787*** (0.0101) | -0.462*** (0.0141) | -0.508*** (0.0128) | -0.527*** (0.0123) | -0.548*** (0.0120) |
| LN_INFO | 0.156*** (0.0468) | 0.121*** (0.0417) | 0.101*** (0.0423) | 0.073*** (0.0449) | 0.493*** (0.0116) | 0.379*** (0.00942) | 0.316*** (0.00888) | 0.214*** (0.00775) | 0.169*** (0.0104) | 0.308*** (0.00943) | 0.343*** (0.00920) | 0.394*** (0.00919) |
| LN_DUREE | 0.009 (0.112) | -0.060*** (0.110) | -0.049*** (0.109) | -0.029*** (0.119) | 0.103*** (0.0326) | -0.139*** (0.0270) | -0.0958*** (0.0244) | -0.0264 (0.0198) | -0.262*** (0.0328) | 0.112*** (0.0285) | 0.0887*** (0.0272) | 0.0138 (0.0263) |
| Constant | | | | | 4.300*** (0.911) | 3.963*** (0.369) | 2.690*** (0.282) | 1.423*** (0.245) | 6.516*** (0.893) | 5.463*** (0.464) | 5.964*** (0.421) | 6.383*** (0.394) |
| Type de porteur EF | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| Secteur EF | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| Mois EF | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| Observations | 6,315 | 8,363 | 8,688 | 8,923 | 6,324 | 8,364 | 8,688 | 8,923 | 6,324 | 8,364 | 8,688 | 8,923 |
| Wald χ^2 | 2845.72*** | 4832.68*** | 5575.62*** | 6584.69*** | | | | | | | | |
| Pseudo R2 | 0.385 | 0.466 | 0.512 | 0.585 | | | | | | | | |
| R-squared | | | | | 0.498 | 0.616 | 0.677 | 0.765 | 0.340 | 0.386 | 0.424 | 0.469 |
| Adj.R2 | | | | | 0.492 | 0.612 | 0.674 | 0.763 | 0.332 | 0.380 | 0.419 | 0.465 |
| Fisher | | | | | 83.75*** | 177.10*** | 240.37*** | 384.68*** | 44.06*** | 70.34*** | 85.52*** | 105.56*** |

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1