

## **Une plateforme de crowdfunding et son réseau social : l'exemple Ulule.**

### **A Crowdfunding platform and its social network: the Ulule example.**

Inna Lyubareva<sup>1</sup>, Laurent Brisson<sup>2</sup>, Cécile Bothorel<sup>2</sup>, Romain Billot<sup>2</sup>

<sup>1</sup> IMT Atlantique, LEGO EA2652

<sup>2</sup> IMT Atlantique, UMR 6285 Lab-STICC

**RÉSUMÉ.** Notre analyse empirique de la plateforme de crowdfunding Ulule montre l'existence d'un réseau social transverse aux projets qui présente, à l'échelle de la plateforme, un effet catalyseur sur les campagnes de recherche de fonds. Les résultats mettent en évidence cinq sous-groupes de contributeurs au sein du réseau social de la plateforme – sponsors, suiveurs, précurseurs, spécialistes et spécialistes collaboratifs. Tandis qu'un impact positif global du réseau social sur le taux de succès des projets est mis en lumière, ce résultat est particulièrement significatif en présence de sous-groupes de contributeurs marqués par une spécialisation thématique et une dimension collaborative accrues.

**ABSTRACT.** Our empirical study of the crowdfunding platform Ulule brings out the existence of a cross-projects social network at the platform scale. This social network has a catalyzing effect on the crowdfunding campaigns. The results highlight five sub-groups of contributors within the social network – sponsors, followers, precursors, specialists and collaborative specialists. Then, the analysis underlines a global and positive impact of the social network on the success rate. This positive influence becomes even more significant in the presence of sub-groups of contributors characterized by some thematic specialization and higher rates of collaboration.

**MOTS-CLÉS :** Crowdfunding, Plateformes, Analyse de réseaux sociaux, Clustering, Régression Logistique

**KEYWORDS:** Crowdfunding, Platforms, Social network analysis, Clustering, Logistic Regression

## Introduction

Le crowdfunding représente un modèle de financement participatif, auquel un nombre croissant d'entrepreneurs font appel depuis le début des années 2010. Contrairement aux autres formes, notamment l'appel aux dons, la caractéristique principale du crowdfunding concerne le rôle du réseau social qui se construit autour des projets. De nombreuses études analysent l'impact des facteurs sociaux sur la performance des campagnes de levée de fonds. Ces travaux mettent en évidence le rôle crucial de l'activité du porteur sur les sites de réseaux sociaux (Mollick, 2014), de l'implication des amis et de la famille du porteur (Kuppuswamy, Bayus, 2018 ; Agrawal *et al.*, 2014), et des caractéristiques de son capital social (Zheng *et al.*, 2014). Certains travaux récents soulèvent également, qu'au-delà des projets individuels, l'activité des financeurs au sein d'une plateforme peut donner lieu à un réseau social plus large, inter-projets (Belleflamme *et al.*, 2018 ; Onnée, Renault, 2014). La plateforme Ulule en fait partie. Cependant, à notre connaissance, il n'existe pas d'études empiriques explorant les caractéristiques d'un tel réseau et son impact sur la performance des campagnes de crowdfunding.

En combinant deux volets théoriques - les recherches sur le phénomène des groupes en ligne et les travaux sur les facteurs sociaux dans le crowdfunding, - cet article se fixe comme objectif d'identifier le réseau social inter-projets de la plateforme de don Ulule et de décrire ses propriétés et rôles pour le succès des projets financés. Il s'appuie sur les données empiriques de la période 2010-2016, fournies par la plateforme, et une démarche méthodologique originale fondée sur l'Analyse des réseaux sociaux (ARS).

Le reste de l'article est organisé comme suit. La première partie décrit le cadre théorique, le fonctionnement de la plateforme Ulule et les hypothèses de l'article. La deuxième partie présente la spécificité des interactions entre les utilisateurs des plateformes du crowdfunding et l'intérêt des outils de l'ARS pour leur analyse. La troisième partie porte sur les données et la méthodologie utilisées. Dans la quatrième partie nous présentons les résultats tandis que la dernière partie propose une discussion autour de ces derniers, ainsi que les extensions possibles de nos travaux.

## 1 Les plateformes de crowdfunding et leurs utilisateurs

Plusieurs plateformes de crowdfunding se sont développées ces dernières années (Kickstarter, MyMajor Compagny, KissKissbankBank, etc.). Parmi les différents types de plateformes, il est commun de distinguer deux catégories à travers les plateformes de don et d'investissement (Belleflamme *et al.*, 2015). Indépendamment de leur nature, les plateformes jouent un rôle structurant dans les campagnes de levée de fonds. Elles permettent aux financeurs et aux créateurs de projets de s'organiser, de tester et de médiatiser des idées (Onnée, Renault, 2014) ; et de recueillir des jugements à travers les choix de financement des souscripteurs et l'interaction pendant la campagne de levée de fonds (Cariou *et al.*, 2017). Via différentes fonctionnalités (recommandations, messages, affichage des contributions, etc.) proposées par ces plateformes, les individus s'organisent en réseau pour participer aux campagnes de levée de fonds (Belleflamme *et al.*, 2015 ; Park *et al.*, 2014).

Parmi les facteurs de succès des campagnes, la littérature existante analyse l'importance des mises à jour publiées par le porteur, le montant à collecter et la durée du projet (Mollick, 2014 ; Kuppuswamy, Bayus, 2018) ; la catégorie thématique et qualité de description du projet (Zhou *et al.*, 2018) ; ainsi que le statut du porteur du projet (Dai, Zhang, 2019). De nombreux travaux mettent en évidence que le succès des campagnes de levée de fond est fortement impacté par les caractéristiques sociales associées aux projets, telles que l'activité du porteur sur les sites de réseaux sociaux, l'implication des amis et de la famille du porteur et le capital social du porteur (Kuppuswamy, Bayus, 2018 ; Agrawal *et al.*, 2014 ; Zheng *et al.*, 2014).

Dans le contexte du crowdfunding, où les interactions entre les participants se concrétisent par le soutien des campagnes de levée de fonds, le réseau social d'un projet se crée en trois étapes (Onnée, Renault, 2014 ; Agrawal *et al.*, 2014). Lors de la première étape, le soutien vient principalement en provenance du réseau relationnel du porteur du projet (réseau parental, amical,

professionnel, etc.). Ce premier cercle agit comme un signal pour attirer les financeurs du deuxième cercle – le réseau relationnel des premiers financeurs (les connaissances des amis, des parents, des collègues, etc). Lors de la troisième étape, le projet devient attractif et bien visible sur la plateforme pour attirer les « inconnus ». De manière générale, l'activité des financeurs suit une courbe en « U » : les projets reçoivent beaucoup de soutien pendant les premières semaines et les dernières semaines, mais entre les deux l'intérêt des donateurs s'interrompt (Kuppuswamy, Bayus, 2018).

Certains travaux récents sur le crowdfunding soulignent que son analyse doit également inclure l'activité du réseau social inter-projets qui peut se développer à l'échelle d'une plateforme (Belleflamme *et al.*, 2018 ; Onnée, Renault, 2014 ). Supposer la présence d'un tel réseau social revient à considérer le crowdfunding comme un cas spécifique du phénomène plus large des groupes virtuels (Rheingold, 2000 ; Cohendet *et al.*, 2003), ayant des principes structureaux bien connus :

- L'émergence des groupes est le résultat des interactions répétitives, qui se mettent en place entre les individus pour discuter, échanger de l'information et des ressources, apprendre ou jouer (Kraut, Resnick, 2012 ; Von Hippel, 2005).

- Le principe d'homophilie<sup>1</sup>, qui se trouve à l'origine des interactions sociales, se base dans le contexte numérique sur les intérêts partagés (en l'absence des facteurs sociodémographiques traditionnels) (McPherson *et al.*, 2001).

- Il existe une corrélation positive entre l'activité de contribution d'un membre à l'activité du groupe et l'intensité de ses liens sociaux avec les autres membres (Laine *et al.*, 2011).

Depuis 2010, Ulule est devenue un des premiers sites européens de crowdfunding avec plus de deux millions de membres, 24000 projets financés et un taux de succès de 63% en 2018<sup>2</sup>. Les projets publiés sur la plateforme s'inscrivent dans des catégories thématiques variées comme la vidéo, la musique, l'art, l'éducation, la technologie, etc. 90 jours est la période maximale durant laquelle la collecte peut avoir lieu, et les dons peuvent commencer à partir de 5 euros. Les dons réalisés peuvent être avec ou sans contreparties de toutes natures, sauf financière. La plateforme accepte les projets quel que soit le statut du porteur : particulier, organisation marchande ou association. Le choix de la plateforme Ulule est pertinent pour notre étude pour deux raisons. Premièrement, le crowdfunding de don, dont Ulule fait partie, est plus développé en France que les autres catégories. Selon les données de l'observatoire de Financement Participatif France (FPF)<sup>3</sup>, en 2018, parmi les 33381 projets financés, 28474 appartenaient à cette catégorie. Deuxièmement, à travers ses dispositifs d'interaction ainsi que son *Espace Communautaire*, qui permet à tous les utilisateurs d'échanger l'expérience et les conseils, Ulule se fixe comme objectif central de transformer les internautes en un véritable réseau social d'*Ululers* doté de son propre capital social (Onnée, Renault, 2014).

Face à ces constats et dans la lignée des recherches sur le fonctionnement des groupes virtuels, cet article se propose d'identifier le réseau social inter-projets de Ulule et de tester les hypothèses suivantes :

**Hypothèse 1** : *le taux de succès des projets financés par les membres du réseau social inter-projets de Ulule est plus élevé par rapport aux projets financés par les autres donateurs, car la dimension sociale - facteur clé du crowdfunding - est renforcée.*

**Hypothèse 2** : *l'activité de financement des participants du réseau de la plateforme Ulule (i.e. le nombre de projets financés, le montant moyen de contributions, la rapidité d'arrivée au projet etc., cf. Tableau 5) est liée à leur activité sociale au sein du réseau (i.e. le nombre de liens établis, le support mutuel et la solidarité, la position centrale dans le réseau, cf. Tableau 4).*

**Hypothèse 3** : *à l'intérieur du réseau, la participation aux campagnes de crowdfunding des membres ayant une activité sociale plus forte par rapport aux autres membres a un impact positif particulièrement significatif sur le taux de succès des campagnes.*

---

<sup>1</sup> Selon ce principe, les individus et les groupes qui se ressemblent ont plus de chances de se rassembler entre eux qu'avec les autres.

<sup>2</sup> <https://fr.ulule.com/stats/>

<sup>3</sup> <https://financeparticipative.org>

## 2 L'analyse des réseaux sociaux (ARS), un outil pour l'étude du crowdfunding

La spécificité du crowdfunding consiste en trois aspects. Premièrement, un lien social entre les participants d'un groupe (par exemple, d'un projet) peut exister en dehors de la plateforme et, de ce fait, peut ne pas être explicitement observable à travers les interactions en ligne. Deuxièmement, une interaction entre les utilisateurs d'une plateforme n'implique pas forcément de liens directs entre eux, comme sur les blogs et les forums de discussion. Ces liens se concrétisent principalement par l'action de financement des projets communs. Finalement, le périmètre d'intérêt commun et, par conséquent, de groupe, est faiblement défini : les utilisateurs peuvent avoir comme intérêt partagé une catégorie thématique des projets financés, ou un type particulier de projets (par exemple, les projets créés par des associations), ou encore une activité de financement participatif en général.

Dans ce contexte, l'identification et l'analyse de ces réseaux sociaux virtuels nécessite des outils appropriés. Nous pensons que les outils de l'ARS, dont l'efficacité a été déjà discutée dans le cadre d'analyse des interactions en ligne (Dupouët *et al.*, 2003 ; Mercanti-Guérin, 2010), sont particulièrement adaptés. Dans l'ARS, les relations entre les individus (les nœuds), quelle que soit leur nature (discussions, flux d'information ou financement des projets) sont modélisées par des arêtes dans un graphe. Dans les différents contextes d'interaction, cette modélisation en graphe permet de faire émerger le réseau social et de décrire ses propriétés, qui ne sont pas immédiatement observables.

L'ARS met à disposition des indicateurs de caractérisation d'un nœud comme la centralité d'intermédierité, le degré, ou coefficient de clustering (cf. Tableau 4). Ces outils permettent d'analyser la structure relationnelle du réseau, relever la distribution des liens sociaux et de quantifier l'importance relative des individus dans le réseau de relations. Plus précisément, dans le contexte du crowdfunding, le degré, représentant le nombre de liens qu'un individu a établi avec les autres utilisateurs, peut être utilisé pour évaluer l'intensité de l'activité sociale d'un individu. Le coefficient de clustering montre dans quelle mesure les utilisateurs qui ont des liens avec un individu sont eux-mêmes connectés entre eux. La centralité d'intermédierité permet d'identifier les utilisateurs qui ont une position centrale dans le réseau social de la plateforme en faisant le pont dans les liens sociaux entre plusieurs individus qui ne sont pas directement connectés entre eux. En combinant ces indicateurs de l'ARS avec les caractéristiques socio-économiques des contributeurs (montant de contributions, spectre d'intérêts thématiques, envergure des projets financés, etc.) il est possible de dessiner les profils complets des utilisateurs de la plateforme du crowdfunding.

La pertinence de l'approche par l'ARS pour l'identification et l'analyse des cercles relationnels transverses aux différents sous-groupes a été déjà démontrée dans le contexte des blogs (cf. par exemple, Chin, Chignell, 2007). Cependant, à notre connaissance, cette approche est sous-exploitée dans le contexte des plateformes de crowdfunding.

## 3 Données et méthodologie

L'analyse présentée couvre les cinq premières années du fonctionnement de Ulule de Janvier 2010 jusqu'à Mars 2016. Les données et informations anonymisées, issues de l'exploitation du site de financement participatif Ulule, ont été fournies par la plateforme dans le cadre d'une convention pour réalisation de travaux de recherche. La base de données brutes regroupait 37464 projets ayant les statuts différents : « en ligne » ; « nouveau » ; « en attente de validation par l'équipe Ulule » ; etc. Les projets qui nous intéressent dans le cadre de cette étude sont ceux qui ont été mis en ligne, 20731 projets au total (les autres statuts sont utilisés par la plateforme Ulule durant les différentes phases de l'accompagnement du projet). Nous avons filtré ensuite tous les projets dont le but de financement à atteindre n'a pas été renseigné dans la base de données. Après ce nettoyage des données, 19 544 projets de la plateforme dont 11 900 ont été financés avec succès et 7 644 ont échoué. Ces projets ont réuni 876 758 contributeurs, qui ont

versé au total 47,75 millions d'euros.

L'étape suivante a consisté à modéliser en un graphe de co-contributions le réseau social transverse qui réunit les contributeurs cofinçant ensemble plusieurs projets en commun, en fixant à trois projets communs le seuil minimal permettant l'existence d'un lien entre deux contributeurs.

La plus grande composante connexe du graphe, c'est-à-dire le plus grand sous-ensemble d'utilisateurs reliés entre eux, contient 2 081 nœuds (individus) et 4 749 arêtes (co-financement d'au moins trois mêmes projets). Ainsi, parmi tous les contributeurs, 0.3% de *Ululers* "se rencontrent" régulièrement en cofinçant les mêmes projets (3 projets communs ou plus), le nombre de projets en commun allant jusqu'à 41. Un nombre significatif (25%) de nœuds (*i.e.* les contributeurs) sont impliqués dans des cliques<sup>4</sup> où tous leurs voisins (*i.e.* les autres contributeurs avec lesquels le nœud est lié par une arête) sont eux-mêmes connectés entre eux, ce qui signifie qu'ils ont eux aussi co-contribué à au moins trois projets communs. Nous retrouvons une distribution des degrés en loi de puissance, classique dans les réseaux sociaux en ligne.

De manière générale, notre démarche méthodologique peut être décomposée en cinq étapes convoquant des outils théoriques issus de la théorie des graphes et de l'ARS, des statistiques économétriques et du *data mining*. Le traitement des données a été réalisé à l'aide de Python et R.

### ***Méthodologie***

1. Construction du graphe de co-contribution. Soit un ensemble de projets  $P$  et un ensemble  $C$  des utilisateurs ayant contribué à au moins un projet de  $P$ . On définit ainsi  $P_u$  l'ensemble des projets auquel le contributeur  $u \in C$  a participé. Nous définissons un graphe de co-contributions non-orienté  $tt = (V, E)$  dans lequel chaque arête  $(u, v) = (v, u)$  signifie que les utilisateurs  $u \in C$  et  $v \in C$  ont contribué à au moins 3 mêmes projets. L'ensemble des arêtes du graphe  $tt$  est donc défini par  $E = \{(u, v) : |P_u \cap P_v| \geq 3\}$ .

2. Des analyses uni- ou bidimensionnelles par catégories thématiques, relativement à la présence ou non de membres du graphe de réseau social dans le financement des projets, donne des premiers éléments de validation de l'Hypothèse 1. Des tests statistiques de comparaison de proportion ainsi que des procédures de type Fisher-Snedecor viennent renforcer les conclusions.

3. Modèle de régression logistique, Logit, sur le taux de succès des projets permet de passer d'une approche descriptive à explicative en intégrant différents facteurs de succès (comme la présence d'une dimension sociale).

4. Afin d'effectuer une typologie des profils des *Ululers* nous combinons leurs attributs relationnels et socio-économiques (Tableaux 3 et 4) et effectuons une Analyse en Composantes Principales, suivie d'un clustering hiérarchique dans l'espace des composantes principales. L'interprétation des profils obtenus est étayée par le  $v$ -test et des tests non paramétriques de type Kruskal-Wallis. Cette étape permet de valider notre deuxième Hypothèse.

5. Pour valider l'Hypothèse 3, nous revenons à une approche de régression dans laquelle la présence d'un profil majoritaire apparaît comme une des variables explicatives du succès.

## **4 Résultats**

### ***4.1 Réseau social de la plateforme Ulule.***

La comparaison des individus selon qu'ils appartiennent ou non au graphe met en évidence des comportements différents. Les membres du graphe ne respectent pas la distribution usuelle des participations en fonction du temps (Kuppuswamy, Bayus, 2018 ; Agrawal *et al.*, 2014) où les pics de financement interviennent en début de projet et en fin de projet. En effet, la Figure 1 montre que les membres du graphe participent aux projets entre ces pics. Ainsi, cette capacité du réseau social à soutenir les projets lors de périodes habituellement creuses préfigure

<sup>4</sup> Une clique est un sous-graphe complet, tous les sommets (ici les contributeurs) sont reliés deux à deux.

un effet protecteur ou dynamisant qui peut s'avérer crucial pour les campagnes les plus fragiles.

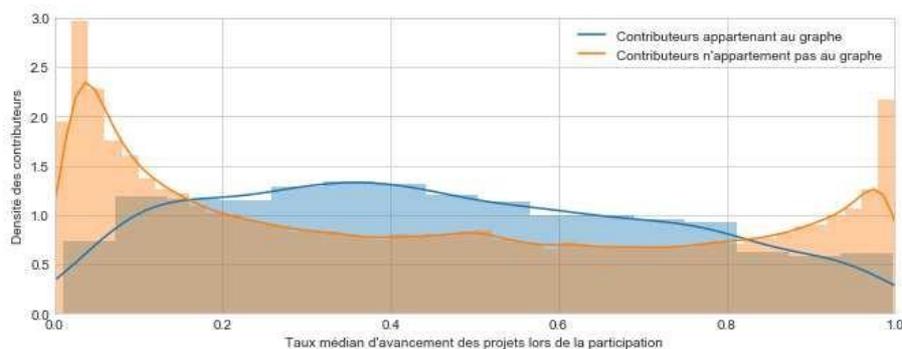


Figure 1 Distribution des financeurs en fonction de leur moment d'arrivée sur les projets et de leur appartenance au graphe social de co-contribution.

La répartition des catégories thématiques de Ulule selon que les projets soient financés ou non par les membres du graphe révèle également des informations intéressantes. Premièrement, tandis que la majorité des thématiques est représentée proportionnellement à leur fréquence sur la plateforme (Table 1), les catégories *Jeux* et *Comics* sont plus fréquentes dans le graphe social de Ulule. En revanche, les catégories plus répandues hors graphe, comme *Scène* ou *Sport*, sont rarement soutenues par les membres du graphe. Deuxièmement, comme présenté dans le Tableau 2 l'amélioration du taux de succès des campagnes des projets appartenant au graphe est observée pour l'ensemble de catégories ( $p$ -value = 0,007), avec un taux moyen d'amélioration de 28,6%. Cette amélioration est particulièrement significative pour les catégories *Jeux* (53,3%) et *Comics* (49,8%), suivies par *Technologie* (49,8%) et *Edition* (44,3%). Cette observation est validée statistiquement par un test de comparaison de proportions ( $p$ -value = 0,01, Newcombe, 1998).

Tableau 1 Nombre de projets selon les différentes catégories thématiques (trié par nombre total de projets dans la catégorie).

Catégorie thématique	Projets non-financés par les membres du graphe	Projets financés par les membres du graphe	Total
<i>Charité</i>	2668	1137	3805
<i>Film et Vidéo</i>	2774	920	3694
<i>Musique</i>	1784	766	2550
<i>Scène</i>	1308	199	1507
<i>Sports</i>	1301	105	1406
<i>Art et Photo</i>	829	295	1124
<i>Edition</i>	561	478	1039
<i>Artisanat</i>	499	339	838
<i>Education</i>	548	181	729
<i>Autres projets</i>	494	153	647
<i>Mode et design</i>	436	194	630
<i>Technologie</i>	279	152	431
<i>Comics</i>	74	353	427
<i>Jeux</i>	193	232	425
<i>Patrimoine</i>	110	89	199
<i>(projets sans catégorie)</i>	74	19	93
<b>Total général</b>	13932	5612	19544

Tableau 2 Taux de succès des projets selon les différentes catégories (trié par la différence des taux de succès entre les projets financés ou non par les membres du graphe).

Catégorie thématique	Projets non-financés par les membres du graphe, %	Projets financés par les membres du graphe, %	Différence des taux de succès
<i>Jeux</i>	26,4	79,7	53,3
<i>Comics</i>	28,4	78,2	49,8
<i>Technologie</i>	22,6	72,4	49,8
<i>Edition</i>	36,9	81,2	44,3
<i>(projets sans catégorie)</i>	29,7	73,7	44,0
<i>Mode et design</i>	33,9	71,1	37,2
<i>Autres projets</i>	34,0	69,3	35,3
<i>Art et Photo</i>	49,7	80,0	30,3
<i>Charité</i>	53,2	82,5	29,3
<i>Patrimoine</i>	40,9	69,7	28,8
<i>Artisanat</i>	38,9	67,0	28,1
<i>Musique</i>	62,2	89,2	27,0
<i>Education</i>	56,9	83,4	26,5
<i>Sports</i>	48,0	74,3	26,3
<i>Film et Vidéo</i>	62,7	87,3	24,6
<i>Scène</i>	61,5	83,9	22,5
<b>Total général</b>	52,7	81,3	28,6

Une approche de modélisation par régression logistique a été menée afin de mieux expliquer le succès d'un projet à l'aune du réseau social et d'autres facteurs explicatifs (Tableau 3). Le modèle retenu exprime la variable dépendante binaire « succès » (1 si le but a été atteint, 0 si non) en fonction de la présence ou non de membres du réseau social, de la durée du projet, du nombre d'actualités postées par le porteur du projet, et de son statut (association, entreprise, démarche personnelle).

Tableau 3 Modèle de régression Logit pour la variable binaire « Succès »

	Coefficient	OR	p.value
<b>Intercept</b>	-0.58 (0.08)	/	***
<b>Présence du réseau social</b>	0.91 (0.04)	2.48	***
<b>Nombre d'actualités</b>	0.22 (0.01)	1.24	***
<b>Durée de la campagne</b>	-0.02 (0.00)	0.98	***
<b>Type de porteur : association</b>	1.35 (0.07)	3.85	***
<b>Type de porteur : entreprise</b>	0.35 (0.09)	1.41	***
<b>Type de porteur : individu</b>	0.88 (0.07)	2.41	***

Ecart-types entre parenthèses. \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ . OR : odds-ratios.

La significativité statistique est validée pour l'ensemble des variables explicatives ( $p < 0,001$ ) tandis que l'observation des coefficients du modèle permet de raisonner en termes de rapport des chances, ou *odds-ratio* (OR). L'ajustement du modèle sur l'ensemble de ces paramètres met en valeur un impact très positif du réseau social sur le taux de succès des projets : en présence du réseau social, un projet aurait ainsi 2,5 fois plus de chances d'être financé (OR : 2,48). En lien avec la littérature existante, le modèle permet également de retrouver l'effet positif du nombre d'actualités (OR : 1,24), tandis que les projets sous la bannière d'associations présentent les meilleures chances de succès par rapport aux autres (OR :

3,85). Enfin, l'influence bien connue de la durée de la campagne est ici vérifiée : plus la durée est grande, moins la campagne a de chances d'être financée (OR : 0,98).

Cette première étape d'analyse valide notre première hypothèse. Effectivement, on peut constater qu'au sein de la plateforme Ulule il existe un réseau social plus global que les projets individuels et que le taux de succès des projets financés par les membres de ce réseau est significativement plus élevé que le taux moyen de la plateforme. Les thématiques plus fragiles en termes de taux de réussite sur la plateforme en général, telles que *Jeux, Comics, Technologie et Edition*, semblent être particulièrement sensibles à cette dimension sociale. Ce résultat peut être lié au fait que ces catégories ont une forte composante communautaire dans la production et dans la consommation de ces biens (Auray, Georges, 2012 ; Cohendet *et al.*, 2008 ; Pélissier, Chaudy, 2009). Par conséquent, d'une part, les groupes sociaux ont plus de chances de se développer autour de ces catégories thématiques et, d'autre part, la réussite des campagnes de levée de fonds dans ces catégories est particulièrement impactée par la présence de ces groupes.

#### **4.2 Profils de Ululers : liens entre activité sociale et de financement, effets sur le taux de succès.**

Pour analyser plus en détail le fonctionnement du graphe social de Ulule et valider les Hypothèses 2 et 3 de l'article, nous avons cherché à identifier différents profils de contributeurs se distinguant à la fois selon leur activité sociale, issue d'analyse du graphe, et leur activité de contribution aux projets. Chaque contributeur est donc caractérisé par un mélange d'attributs sociaux-relationnels et d'autres liés à leur activité de financement, comme le résumant les tableaux 4 et 5.

Tableau 4 Attributs sociaux-relationnels d'un contributeur du graphe.

<b>Degré</b>	Nombre de liens qu'un individu a établi avec les autres utilisateurs en co-contribuant avec eux à au moins 3 mêmes projets. Plus cet indicateur est élevé plus l'activité sociale d'individu est importante.
<b>Coefficient de clustering</b>	Connection du voisinage : montre dans quelle mesure les voisins d'un individu dans le graphe sont eux-mêmes connectés entre eux. En prenant en compte le principe de construction du graphe, plus cet indicateur est important et plus la solidarité entre l'individu et ses co-contributeurs est forte car leurs décisions de financement sont souvent collectives.
<b>Centralité d'intermédiation (Betweenness)</b>	Nombre de fois où l'individu est sur le plus court chemin entre deux autres contributeurs du graphe. Les nœuds avec une forte valeur de centralité occupent une position centrale dans le réseau et font le lien entre les différents contributeurs.

Tableau 5 Attributs de financement d'un contributeur du graphe

<b>Activité de financement d'un participant</b>	
<b>But de financement</b>	Moyenne en euros de l'objectif des projets financés.
<b>Montant de contribution</b>	Montant moyen des contributions.
<b>Nombre de projets</b>	Nombre de projets financés.
<b>Taux de spécialisation thématique</b>	Ratio de projets sur la thématique la plus financée par rapport au nombre total de projets financés.
<b>Moment de contribution</b>	Avancement médian des projets lors de la contribution de l'individu.
<b>Précocité</b>	Proportion des projets financés pour lesquels l'avancement médian des projets financés est inférieur à celui de ses voisins.
<b>Activité de financement dans des co-contributeurs d'un participant</b>	
<b>Taux de spécialisation thématique des voisins</b>	Moyenne du taux de spécialisation thématique de l'ensemble des voisins du contributeur.

<b>Moment de contribution des voisins</b>	Moyenne de l'avancement médian des projets lors de la contribution des voisins.
<b>Similarité thématique avec les voisins</b>	Tau de Kendall : corrélation de rangs dans le classement des catégories thématiques financées par le contributeur et celles financées par son voisinage.

A partir du tableau de données incluant les contributeurs du graphe de réseau social, tous caractérisés par l'ensemble des attributs exposés précédemment, l'étape suivante a consisté à mobiliser des méthodes d'analyse de données pour regrouper les Ululers en des groupes de contributeurs aux profils proches. Pour ce faire, un clustering hiérarchique, combiné à une analyse en composantes principales, a permis de mettre en évidence cinq groupes (clusters) de *Ululers* au sein du réseau social de la plateforme.

Le premier cluster (18 individus) réunit les contributeurs qui ont des positions centrales dans le graphe (centralité d'intermédiarité,  $v\text{-test}=36,7^5$ ), c'est-à-dire qu'ils font le lien entre les différents contributeurs de la plateforme et facilitent la diffusion des informations. Ils contribuent en moyenne à 140 projets différents ( $v\text{-test}=30,5$ ) et sont connectés, via ces projets, à plus de 100 contributeurs différents (le degré moyen dans ce cluster est 105.4,  $v\text{-test}=36,1$ ). Ces financeurs ne s'intéressent pas forcément à une catégorie spécifique de projets ( $v\text{-test}=-2,8$ ) et leurs voisins sont faiblement connectés entre eux (le coefficient de clustering moyen dans ce cluster est de 0,05 contre 0,26 en moyenne dans le graphe,  $v\text{-test}=-2,3$ ). Nous proposons de les désigner par *Sponsors* du fait que leur nombre est très restreint (seulement 18 individus) et leur soutien est conséquent pour plusieurs projets de Ulule de natures variées.

Le deuxième cluster (653 individus) que nous proposons d'appeler *Suiveurs* est caractérisé par un long délai d'arrivée dans les projets, en moyenne après 60% du temps écoulé depuis l'ouverture de la campagne ( $v\text{-test}=12,8$ ). Ce type de contributeurs est aussi caractérisé par un nombre de projets financés proche de la moyenne ( $v\text{-test}=3,1$ ) et des projets d'envergure très importante (objectif moyen est supérieur à 17k euros,  $v\text{-test}=5,9$ ).

Le troisième cluster (538 individus) que nous proposons d'appeler *Précurseurs* est caractérisé par une arrivée précoce des contributeurs dans les projets et notamment avant tous leurs voisins (en moyenne 75% de tous les projets financés,  $v\text{-test}=22,8$ ).

Les deux derniers clusters se distinguent par un taux de spécialisation très élevé des financeurs eux-mêmes et de leurs voisins, d'où leur nom *Spécialistes*. Ces deux profils se focalisent sur certaines catégories thématiques des projets de la plateforme. D'une part, les *Spécialistes* du cluster 4 (368 individus) ont un coefficient de clustering très important (0.9 contre 0.26 en moyen dans le graphe,  $v\text{-test}=37,2$ ) indiquant une forte cohésion des liens entre les voisins et leur solidarité dans le choix des projets à soutenir. Une caractéristique importante de ce cluster 4 est le montant de la contribution par financeur, qui est plus important que la moyenne dans le graphe (47.6 euros *versus* 43 euros dans le graphe,  $v\text{-test}=2,1$ ).

D'autre part, les *Spécialistes* du cluster 5 (504 individus), moins connectés entre eux ( $v\text{-test}=-13,7$  pour le coefficient de clustering), se caractérisent par une forte proximité d'intérêt avec leurs voisins, qui se spécialisent sur exactement les mêmes thèmes (tau de Kendall = 0.4 dans le cluster 5 *versus* 0.14 dans le graphe,  $v\text{-test}=9,2$ ). Leur taux de spécialisation est relativement plus fort (0.8 contre 0.7 dans le cluster 4 et 0.58 dans le graphe en moyen,  $v\text{-test}=21,2$ ). Cela correspond à un choix encore plus restreint des thématiques de financement que dans le cluster 4.

Nous proposons donc de distinguer les *Spécialistes collaboratifs* du cluster 4 des *Spécialistes* du cluster 5. *Spécialistes collaboratifs* et *Spécialistes* n'occupent pas forcément des positions les plus centrales dans le graphe ( $v\text{-test}=-2,1$  et  $-3,4$  pour les centralités d'intermédiarité et de proximité dans le cluster 4,  $v\text{-test}=-15,9$  pour la centralité de proximité

<sup>5</sup> Un v-test est un test statistique permettant de tester la sur- ou sous-représentativité d'une variable au sein d'un cluster. Si la valeur est positive, la variable est surreprésentée au sein du cluster (par rapport aux autres clusters) tandis qu'elle est sous-représentée pour une valeur négative du v-test. Tous les résultats présentés dans cette section sont liés à un niveau de confiance au moins égal à 95% (p-value<0.05).

dans le cluster 5). Ils ne contribuent pas à un nombre de projets très important ( $v\text{-test} = -4,7$  et  $-3,5$  respectivement dans les clusters 4 et 5) et ne sont pas attirés par l'envergure des projets ( $v\text{-test} = -3,5$  et  $-3,6$  respectivement dans les clusters 4 et 5).

De manière plus globale, une analyse statistique inter-clusters fondée sur une approche non paramétrique (tests de Kruskal-Wallis) confirme la disparité du nombre de contributions en fonction des clusters ( $p\text{-value} < 0.001$ ), ainsi qu'une variation significative du montant moyen de la contribution ( $p\text{-value} < 0.001$ ). Cette analyse confirme notre Hypothèse 2 sur le lien entre l'activité de contribution aux projets en ligne (volume, montant) et la dimension sociale. En effet, les *Sponsors*, ayant une activité sociale forte en termes du positionnement central et du nombre de liens sociaux dans le graphe, participent aussi à un nombre important de différents projets d'Ulule. Dans la même lignée, les *Spécialistes collaboratifs*, dont l'activité sociale se traduit par la cohésion des liens et la solidarité, contribuent en moyenne à un nombre de projets plus modeste, mais par des montants plus importants que les autres profils. Ce résultat met en lumière que le lien entre le volume de contributions et l'implication sociale peuvent prendre des formes variées.

La figure 2 permet de visualiser les cinq profils des contributeurs dans le graphe global. Au centre, nous trouvons les 18 *Sponsors* en bleu, les *Suiveurs* en orange et les *Précurseurs* en vert ; en périphérie ce sont en majorité les *Spécialistes collaboratifs* en rouge et les autres *Spécialistes* en violet, même si certains d'entre eux sont eux-aussi assez centraux.

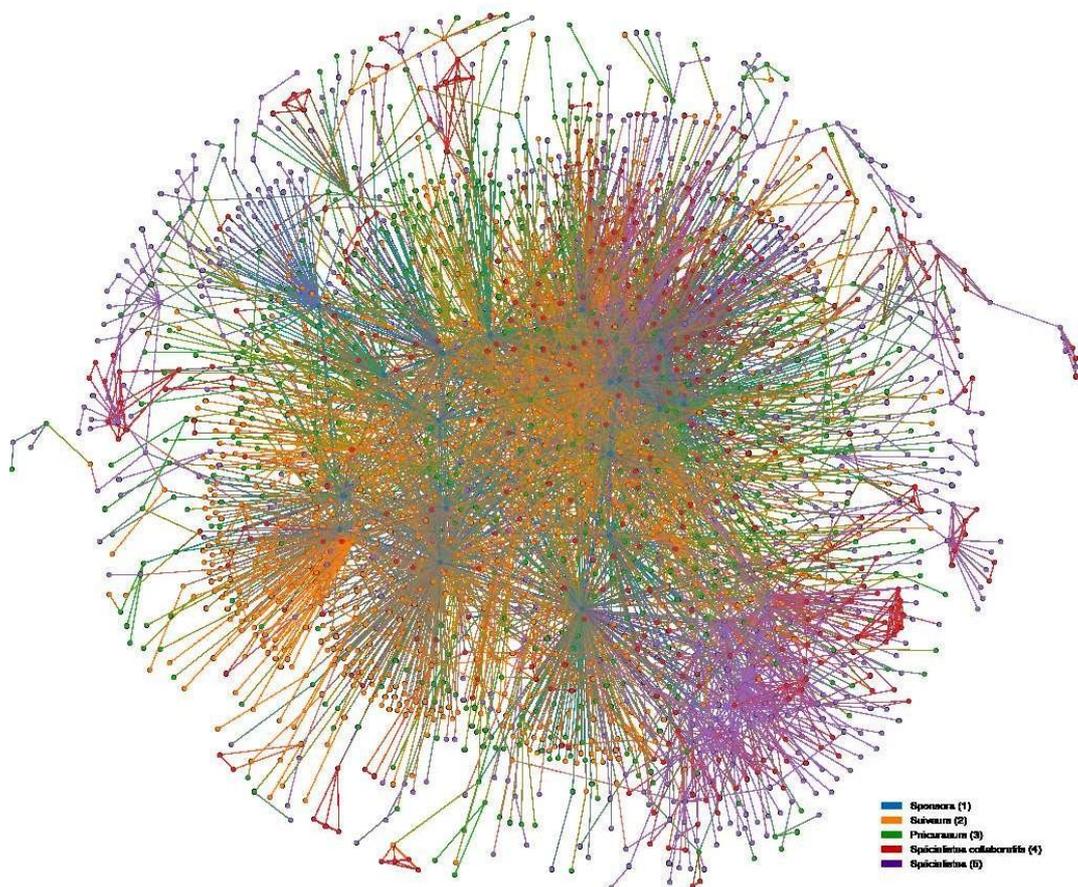


Figure 2 Profils des financeurs dans le graphe de co-contributions.

Enfin, la question est de savoir si les profils détectés contribuent de la même manière au succès des campagnes. Pour ce faire, l'analyse a été restreinte aux projets financés par les membres du réseau social, soient 5612 projets. Pour chacun de ces projets, il a été identifié quel était, au sein des contributeurs du réseau social, le profil majoritaire parmi les *Sponsors*, *Suiveurs*, *Précurseurs*, *Spécialistes collaboratifs* ou *Spécialistes*. La comparaison s'effectue par rapport à une modalité de référence qui est ici le groupe des *Sponsors*, qui constituent un ensemble restreint des contributeurs.

Ajusté à la durée de la campagne de financement, le modèle statistique (Tableau 6) met en lumière que malgré une augmentation générale des chances de succès pour tous les profils,

l'impact des *Suiveurs* est plus faible ( $p\text{-value}=0,11$ ). En arrivant aux projets plus tard que les autres *Ululers* et sans activité sociale forte, la présence de ces membres n'augmente pas l'attractivité de la campagne ni pour les financeurs occasionnels ni pour les contributeurs du réseau social.

C'est pour la modalité *Spécialistes collaboratifs* ( $p\text{-value}=0,05$ ) que cette augmentation du taux de succès est la plus significative, allant jusqu'à une multiplication par 5 des chances de succès d'un projet (OR=5,1). Ce résultat permet de valider, partiellement, l'Hypothèse 3 et l'effet multiplicateur de l'homophilie. Les *Spécialistes collaboratifs* ont une spécialisation thématique marquée qui s'articule avec l'activité sociale élevée en termes de solidarité et de décisions de financement collectives. Leur présence garantit les taux de succès des campagnes particulièrement élevés en attirant simultanément dans les projets plusieurs membres du réseau social. Cette présence peut aussi constituer un signal de la qualité des campagnes et attirer les contributeurs occasionnels s'intéressant aux mêmes catégories thématiques.

Tableau 6 Modèle de régression Logit pour la variable binaire « Succès », intégrant les profils d'Ululers

	Coefficient	OR	p.value
<b>Intercept</b>	2.14 (0.51)	/	***
<b>Durée</b>	-0.02 (0.00)	2.48	***
<b>Profil Suiveurs</b>	0.74 (0.47)	2.09	*
<b>Profil Précurseurs</b>	1.21 (0.63)	3.35	**
<b>Profil Spécialistes Collaboratifs</b>	1.63 (0.86)	5.10	**
<b>Profil Spécialistes</b>	1.26 (0.57)	3.52	**
<b>Profil Sponsors</b>	REF	REF	REF

Ecarts-types entre parenthèses. \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ . OR: odds-ratios.

Notons que nos résultats ne concernent qu'une petite partie des contributeurs qui font partie du réseau social de la plateforme, traduisant un effet catalyseur de la dimension sociale, plus fort en présence de spécialisation et de collaboration.

## Conclusion

Notre analyse met en lumière la pertinence des outils d'Analyse des Réseaux Sociaux, pourtant sous-exploité dans les études traitant de la question du crowdfunding. L'ARS enrichit les recherches sur les groupes virtuels en général et le crowdfunding en particulier. Sans imposer de contraintes en amont, en termes de périmètre du groupe par exemple<sup>6</sup>, cette approche permet d'identifier les interactions sociales qui se déroulent au-delà des projets individuels et ne sont pas directement observables au sein d'une plateforme. En combinant ces outils avec les méthodes classiques de l'économétrie et l'analyse de données, il est possible de décrire les cercles relationnels originaux entre les financeurs des différents projets et d'étudier leur rôle pour le succès des campagnes de crowdfunding.

Au-delà de l'apport méthodologique, cette étude a des implications managériales importantes. Tout d'abord, une plateforme de crowdfunding a un vrai intérêt à renforcer les fonctionnalités de la mise en réseau des financeurs et de l'amplification des cercles relationnels des différents projets. En stimulant leurs interactions, la plateforme peut se transformer en un réseau social actif et améliorer considérablement sa performance globale. Ensuite, les informations sur les différents profils des financeurs permettraient aux entrepreneurs-créateurs des projets d'identifier au sein de la plateforme les contributeurs potentiels dont l'arrivée dans le projet augmenterait sa chance de réussite. En plus, les gestionnaires de la plateforme pourraient s'inspirer de ces informations pour calibrer les algorithmes de recommandations aux financeurs, stimuler la consolidation des communautés, et optimiser le *community management* de la

<sup>6</sup> Souvent l'analyse socio-économique traditionnelle des communautés en ligne nécessite, en amont d'analyse, de définir leurs périmètres, par exemple, du point de vue de l'intérêt ou de compétences partagés par ses membres (Wenger, 1999).

plateforme.

La présente étude contient certaines limites. Premièrement, l'objectif central de la détection d'un réseau social à l'échelle de la plateforme, par son caractère exploratoire, ne s'intéresse pas aux facteurs d'attraction des membres du réseau social aux campagnes qu'ils soutiennent. Ces facteurs doivent contenir des informations sur le profil des créateurs des projets, sur la présence dans les projets des contributeurs-leaders d'opinion, sur l'orientation politique ou sociale des projets, etc.

Deuxièmement, le réseau social identifié agrège les évolutions des interactions entre les utilisateurs de la plateforme pendant toute la période observée. La question des schémas de formation de ce réseau n'est pas adressée dans l'article. Une analyse dynamique du graphe social permettra de tenir compte du contexte d'émergence, du cycle de vie et de la pérennité des interactions dans le contexte du crowdfunding.

Finalement, dans le prolongement de ce travail, une confrontation de nos résultats avec les dynamiques sociales des autres plateformes de crowdfunding (de don et d'investissement ; généralistes, comme dans le cas de Ulule, et spécialisées) pourrait considérablement enrichir nos conclusions, en envisageant dans quelle mesure ces dernières seraient généralisables aux autres plateformes. En comparant les dispositifs d'interaction mis en place par les différentes plateformes, il serait également possible de tirer des conclusions sur leur efficacité relative en matière d'amplification des interactions entre leurs utilisateurs.

## Bibliographie

- Agrawal, A., Catalini, C., Goldfarb, A., 2014. « Some Simple Economics of Crowdfunding », *Innovation Policy and the Economy*, 14, 63–97.
- Auray N., Georges F. (2012). « Les productions audiovisuelles des joueurs de jeux vidéo », *Réseaux*, 5, 145–173.
- Belleflamme P., Lambert T., Schwienbacher A. (2015). « Crowdfunding: Tapping the right crowd », *Journal of business venturing*, 29(5), 585-609.
- Belleflamme P., Lambert T., Schwienbacher A. (2018). « Network Effects in Crowdfunding », *Available at SSRN 3259191*.
- Cariou C., Lyubareva I., Rochelandet F. (2017). « Crowdfunding et qualité de l'information », *Réseaux*, 5, 23–56.
- Chin, A., & Chignell, M. (2007). « Identifying communities in blogs: roles for social network analysis and survey instruments », *International Journal of Web Based Communities*, 3(3), 345-363.
- Cohendet P., Creplet F., Dupouet O.(2003). « Innovation organisationnelle, communautés de pratique et communautés épistémiques: le cas de Linux », *Revue Française de Gestion*, 146/29, pp. 99-121.
- Cohendet P., Grandadam D., Simon L. (2008). « Réseaux, communautés et projets dans les processus créatifs », *Management international*, 13/1, 29-44.
- Dai H., Zhang D. J. (2019). « Prosocial Goal Pursuit in Crowdfunding: Evidence from Kickstarter », *Journal of Marketing Research*.
- Dupouët O., Yildizoglu M., Cohendet P. (2003). « Morphogenèse de communautés de pratique », *Revue d'économie industrielle*, 103/1, 91–110.
- Kraut R. E., Resnick, P. (2012). *Building successful online communities: Evidence-based social design*, MIT Press.
- Kuppuswamy V., Bayus B. L. (2018). « Crowdfunding creative ideas: The dynamics of project backers », In *The economics of crowdfunding*, L. Hornuf, D. Cumming (eds.), Palgrave Macmillan, London.
- Laine M. S. S., Ercal G., Luo B. (2011). « User groups in social networks: an experimental study on youtube », In *System sciences (HICSS)*, 1–10.
- McPherson M., Smith-Lovin L., Cook J. M. (2001). « Birds of a feather: Homophily in social networks », *Annual review of sociology*, 27/1, 415–444.
- Mercanti-Guérin M. (2010). « Analyse des réseaux sociaux et communautés en ligne: quelles applications en marketing? », *Management & Avenir*, 2, 132–153.
- Mollick E. (2014). « The dynamics of crowdfunding: An exploratory study », *Journal of business venturing*, 29/1, 1–16.
- Newcombe R.G. (1998). « Two-Sided Confidence Intervals for the Single Proportion: Comparison of Seven Methods », *Statistics in Medicine*, 17, 857–872.
- Onnée S., Renault S. (2014). « Le crowdfunding: quels enjeux pour la construction d'un réseau communautaire? », *Sciences de la société*, 91, 116–133.
- Park J. H., Gu B., Leung A. C. M., Konana P. (2014). « An investigation of information sharing and seeking behaviors in online investment communities », *Computers in Human Behavior*, 31, 1–12.
- Pélicissier N., Chaudy S. (2009). « Le journalisme participatif et citoyen sur internet: un populisme dans l'air du temps? », *Quaderni. Communication, technologies, pouvoir*, 70, 89–102.
- Rheingold, H. (2000). *The virtual community: Homesteading on the electronic frontier*, MIT press.
- Von Hippel E. (2005). *Democratizing innovation*, MIT press.
- Wenger E. (1999). *Communities of practice: Learning, meaning, and identity*, Cambridge university press.
- 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.
- Zhou, M. J., Lu, B., Fan, W. P., & Wang, G. A. (2018). « Project description and crowdfunding success: an exploratory study », *Information Systems Frontiers*, 1-16.